

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
ІНСТИТУТ ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

На правах рукопису
УДК 519.711.2

До захисту допущено
В. о. завідувача кафедри ММСА
О.Л.Тимошук
«___» _____ 2019 р.

Магістерська дисертація

на здобуття ступеня магістра за спеціальністю 124 Системний аналіз
на тему: «Приховані марковські ланцюги для моделювання та прогнозування
макроекономічних режимів котирувань валют»

Виконав:
студент II курсу, групи КА-82 мп
Матяш Артем Вікторович _____

Керівник:
доцент кафедри ММСА,
к.ф.-м.н., доц. Каніовська І.Ю. _____

Рецензент:
доцент кафедри математичного
аналізу та теорії ймовірностей
КПІ ім. І. Сікорського,
к.ф.-м.н., доц. Буценко Ю.П. _____

Засвідчую, що у цій магістерській дисертації
немає запозичень з праць інших авторів
без відповідних посилань

Студент _____

Київ
2019

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»
ІНСТИТУТ ПРИКЛАДНОГО СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ
КАФЕДРА МАТЕМАТИЧНИХ МЕТОДІВ СИСТЕМНОГО АНАЛІЗУ

Рівень вищої освіти — другий (магістерський)
Спеціальність — 124 «Системний аналіз»

ЗАТВЕРДЖУЮ

В. о. завідувача кафедри ММСА

О. Л. Тимошук

«___» _____ 2019 р.

ЗАВДАННЯ

на магістерську дисертацію студенту Матяшу Артему Вікторовичу

1. Тема дисертації: «Приховані марковські ланцюги для моделювання та прогнозування макроекономічних режимів котирувань валют», науковий керівник дисертації Каніовська Ірина Юріївна, к.ф.-м.н., доцент, затверджені наказом по університету від «08» листопада 2019 №3862-с.

2. Термін подання студентом дисертації: 13 грудня 2019 р.

3. Об'єкт дослідження: фінансові часові ряди, мікро- та макроекономічні режими.

4. Предмет дослідження: характеристики та ефективність використання прихованих Марковських ланцюгів у прикладних задачах моделювання та прогнозування.

5. Перелік завдань, які потрібно розробити:

- 1) дослідити існуючі моделі розпізнавання режимів в задачах навчання без учителя;
- 2) провести відбір предиктивних метрик для навчання, обґрунтувати їх вибір;
- 3) розробити торгову стратегію, що буде використовувати отриману інформацію для формування сигналу до торгівлі;
- 4) провести тест стратегії на історичних даних та зібрати описові статистики
- 5) розробити стартап-проект виведення на ринок результатів дослідження;
- 6) зробити концептуальні висновки за результатами наукового дослідження.

6. Орієнтовний перелік графічного (ілюстративного) матеріалу:

- 1) Графічні представлення алгоритмів кластеризації (рис.);
- 2) Графічні представлення сигналів на цінових графіках (рис.);
- 3) Графічні представлення результатів роботи бектестра (рис.);

4) Таблиці у розділі стартап-проекту.

7. Дата видачі завдання: 05 вересня 2019 р.

Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання магістерської дисертації	Термін виконання етапів магістерської дисертації
1.	Концептуальний вступ дисертації. Формулювання об'єкта, предмета, цілі, завдань, новизни, практичної значущості результатів	05.09.2019 — 15.09.2019
2.	Перший розділ. Огляд літературно-інформаційних джерел. Понятійно-категоріальний апарат. Характеристика об'єкта	15.09.2019 — 22.09.2019
3.	Другий розділ. Розробка математичної моделі для задачі прогнозування напрямку руху валют	23.09.2019 — 16.10.2019
4.	Третій розділ. Проведення обчислювальних експериментів та аналіз результатів	17.10.2019 — 25.10.2019
5.	Четвертий розділ. Стартап-проект	18.11.2019 — 21.11.2019
6.	Концептуальні висновки. Перспективи розвитку отриманих рішень	22.11.2019 — 26.11.2019

Студент

А.В. Матяш

Науковий керівник дисертації

І.Ю. Каніовська

РЕФЕРАТ

Магістерська дисертація: 75 с., 16 рис., 22 табл., 1 додаток і 16 джерел.

ФАКТОРНЕ ІНВЕСТИВАННЯ, МАКРОЕКОНОМІЧНІ РЕЖИМИ, ВАЛЮТИ, НММ, АНАЛІЗ ЧАСОВИХ РЯДІВ, ТОРГОВІ СТРАТЕГІЇ, PYTHON, ПРОГОЗУВАННЯ ЦІНИ АКТИВУ.

Метою виконання роботи є створення торгової стратегії, що виявляє фундаментальні мікро- та макроекономічні режими в фінансових часових рядах.

Об'єктом дослідження є фінансові часові ряди, мікро- та макроекономічні режими.

Предметом дослідження є характеристики та ефективність використання прихованих Марковських ланцюгів у прикладних задачах моделювання та прогнозування.

У роботі було досліджено існуючі моделі розпізнавання режимів в задачах навчання без учителя, проведено відбір предиктивних метрик для навчання, розроблено торгову стратегію, проведено її тест на історичних даних та зібрано дескриптивні статистики.

Результатом роботи є набір правил для створення валютної торгової стратегії. Він може бути поповнений, оптимізований та використаний у будь-яких цілях. Також, було реалізовано власне стратегію мовою програмування Python з використанням бібліотек numpy, bottleneck та hmmlearn.

ABSTRACT

For the masters thesis of Artem Matiash

“Hidden Markov chains for currencies' macroeconomic regimes modeling and forecasting”

Masters thesis: 75 p., 16 fig., 22 tab., 1 appendix, 16 sources.

FACTOR INVESTING, MACROECONOMIC REGIMES, CURRENCIES, HMM, TIME SERIES ANALYSIS, TRADING STRATEGIES, PYTHON, ASSET PRICE FORECASTING.

The purpose of given thesis is to create trading strategy, which detects fundamental micro- and macroeconomic regimes in financial time series.

The object of the study is the financial time series, micro- and macroeconomic regimes.

The subject of the study is the characteristics and effectiveness of usage of hidden Markov chains in applied problems of modeling and forecasting.

In this work, existing regime detecting models in unsupervised learning problems were researched, predictive metrics for training were selected, trading strategy was developed, backtest was performed and descriptive statistics were collected.

The result of this work is a set of rules for currency trading strategy creation. It can be amended, optimized and used in any other way. Also, the trading strategy itself was implemented on Python programming language with libraries like numpy, bottleneck and hmmlearn.

ЗМІСТ

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ	7
ВСТУП	8
РОЗДІЛ 1 АКТУАЛЬНІСТЬ ПРОБЛЕМИ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ МАКРОЕКОНОМІЧНИХ РЕЖИМІВ ВАЛЮТ.....	11
1.1 Аналіз актуальності теми моделювання та прогнозування макроекономічних режимів валют	11
1.2 Огляд існуючих методів моделювання.....	13
1.2.1 Метод К-середніх.....	13
1.2.2 OPTICS.....	16
1.2.3 НММ.....	19
1.3 Переваги НММ.....	20
1.4 Висновки за розділом	21
РОЗДІЛ 2 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МЕТОДУ ПРИХОВАНИХ МАРКОВСЬКИХ ЛАНЦЮГІВ.....	23
2.1 НММ.....	23
2.2 Опис режимів.....	26
2.3 Опис вхідних метрик	27
2.3.1 ADX.....	27
2.3.2 RSI	29
2.3.3 DMI.....	30
2.3.4 SMA.....	30
2.4 Висновки за розділом	31
РОЗДІЛ 3 АНАЛІЗ РОБОТИ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ	32
3.1 Інтерфейс.....	32
3.2 Вихідні дані.....	33
3.2.1 Валютні дані	34
3.2.2 Конфігурації тестування.....	35
3.3 Результати роботи програми.....	43
3.4 Аналіз отриманих результатів	44
3.5 Висновки за розділом	46
РОЗДІЛ 4 РЕАЛІЗАЦІЯ СТАРТАП-ПРОЕКТУ	47
4.1 Опис ідеї та технологічний аудит стартап-проекту.....	47
4.2 Аналіз ринкових можливостей	50
4.3 Розробка ринкової стратегії продукту	57
4.4 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту.....	62
4.5 Висновки за розділом	67
ВИСНОВКИ.....	68
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ.....	70
ДОДАТОК А ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ	72

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ

HMM – Hidden Markov Model, модель прихованих марковських ланцюгів.

OPTICS - Ordering Points to Identify Cluster Structure, упорядкування точок для розпізнавання структури кластеру.

OHLC – Open, High, Low, Close, тобто ціна відкриття, найвища ціна за період, найнижча ціна за період, ціна закриття.

G10 валюта – 10 найліквідніших валют у світі, а саме: USD/долар США, EUR/євро, CHF/швейцарський франк, JPY/японська єна, NOK/норвезька крона, SEK/швецька крона, AUD/австралійський долар, CAD/канадський долар, NZD/новозеландський долар, GBP/британський фунт.

ВСТУП

В сучасному світі, всі торгові операції тим чи іншим чином пов'язані з валютами, їх відносною вартістю, напрямком руху цієї вартості та феноменами, що на це впливають. Будь-яке використання валют є деяким аналогом інвестування в економіку відповідної країни, або об'єднання країн. Існує безліч факторів, що впливають на значення поточного курсу, деякі фактори є більш впливовими та значущими в той час, як інші лише короткочасно зміщують баланс покупців та продавців.

Використання валюти може бути змотивовано потребами утилітарними (придбання активів, що торгуються лише в іноземній валюті), спекулятивними (гра на зміні курсу або відсоткових ставок валютних пар) [1] та регуляторними (придбання валюти державою для утримання певного курсу), а також бажанням контролювати певні ринкові ризики (хеджування позицій в іноземних валютах). Незважаючи на те, що область моделювання руху валют є надзвичайно розвиненою, перспективи цього напрямку важко переоцінити, оскільки динаміка ринку постійно змінюється, еволюціонує та потребує нових ідей для опису рушійних сил.

Одним з найпопулярніших прийомів при інвестуванні у ринки валют є так зване факторне інвестування. Це стратегія, тобто принцип вибору інвестиційного портфеля, що полягає у визначенні деяких ознак, або факторів, які якимось чином пов'язані з високим прибутком. Розрізняють макроекономічні та стильові фактори, тобто ті, що вхоплюють широкий спектр ризиків поміж класами активів та ті, що пояснюють прибутки та ризики всередині певного класу активів.

В термінах факторного інвестування, розпізнавання макроекономічних режимів є дуже актуальною задачею, разом із потребою виділити більш

специфічні стильові фактори, що притаманні певному активу, зокрема валютам. Саме тому, в цій роботі буде зроблена спроба виокремити важливі метрики для розпізнавання мікро- та макроекономічних режимів та побудувати на отриманій інформації предиктивну торгову стратегію.

Об'єктом дослідження є фінансові часові ряди, мікро- та макроекономічні режими.

Предметом дослідження є характеристики та ефективність використання прихованих Марковських ланцюгів у прикладних задачах моделювання та прогнозування.

Таким чином, метою роботи є створення торгової стратегії, що виявляє фундаментальні мікро- та макроекономічні режими в фінансових часових рядах.

Отже, для досягнення вище поставленої мети поставимо наступні задачі:

1. Дослідити існуючі моделі розпізнавання режимів в задачах навчання без учителя.
2. Провести відбір предиктивних метрик для навчання, обґрунтувати їх вибір.
3. Розробити торгову стратегію, що буде використовувати отриману інформацію для формування сигналу до торгівлі.
4. Провести тест стратегії на історичних даних та зібрати дескриптивні статистики.
5. Розробити стартап-проект виведення на ринок результатів дослідження.
6. Зробити концептуальні висновки за результатами наукового дослідження.

Методами дослідження є робота з першоджерелами, бібліотеками мови програмування Python та платформою QuantFlow компанії ТОВ «Модекс Україна».

Робота складається з чотирьох розділів. У першому розділі розглянуто актуальність проблеми моделювання та прогнозування макроекономічних режимів валют. В ньому розглядаються існуючі моделі та аргументується вибір саме НММ. У другому розділі розглядається теорія, що лежить в основі навчання без учителя, НММ, макроекономічних режимів та технічних індикторів для їх опису. У третьому розділі описується програмний продукт, створений під час виконання дипломної роботи, а саме його інтерфейс, вихідні дані, використання та результати роботи. Всі результати ілюструються відповідними графіками та чисельними показниками. У четвертому розділі проводиться опис реалізації стартап-проекту.

РОЗДІЛ 1 АКТУАЛЬНІСТЬ ПРОБЛЕМИ МОДЕЛЮВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ МАКРОЕКОНОМІЧНИХ РЕЖИМІВ ВАЛЮТ

1.1 Аналіз актуальності теми моделювання та прогнозування макроекономічних режимів валют

Сучасні алгоритмічні моделі базуються здебільше на загальних фундаментальних припущеннях, визначення яких є найпершою та найважливішою задачею будь-якого дослідника. Існує багато теорій та шкіл, які постулюють ті чи інші властивості як базисні та будують моделі навколо них. Аналітичного визначення явищ недостатньо, оскільки алгоритмічні моделі у своїй більшості використовують кількісні методи аналізу, прогнозу, побудови сигналів до торгівлі тощо.

Кожна комбінація фінансового ринку та активів, що ньому обертаються представляє собою набір загальних та унікальних властивостей, що одразу відкидає можливість створення єдиної моделі, яка однаково добре працюватиме на всіх активах, на ринках всіх країн та навіть на всіх часових проміжках. Це значить, що творча компонента у створенні нових моделей є вирішальним фактором у забезпеченні переваги перед іншими учасниками ринку.

Окрім цього, фундаментальні властивості також постійно змінюються, іноді зміни є незначними, а часом викликають масові зрушення всієї системи, наприклад, фінансові кризи. Цей факт також повинен враховуватись моделлю, вона повинна адаптуватись до змін правил гри.

Саме тому, задача розпізнавання макроекономічних режимів змін цін кидає непростий виклик всім дослідникам світу. Аналіз та імплементація

одного підходу залишає в стороні всі інші, а дослідження всіх підходів окремо породжує можливість безлічі їх комбінацій та сплетінь.

Більшість країн представляє свою економіку власною валютою, в ній відображається збалансованість експорту та імпорту, економічна політика країни-емітента, попит і пропозиція та інше. Це складний інструмент, вплив якого на повсякденне життя не можна переоцінити. Валютами торгують на децентралізованих ринках, так званому форексі (forex від foreign exchange market, тобто ринок іноземних валют), що є найбільшим за щоденним торговим об'ємом ринком у світі.

Від поточного курсу валют залежать мільйони та мільярди операцій щодня, саме тому проблема прогнозування макроекономічних режимів, що стоять за коливаннями курсів валют є надзвичайно актуальною.

Макроекономічні режими є частиною так званого факторного інвестування [2], що намагається розкласти вплив на рух ціни активу на певні рушійні сили, що і зветься факторами. За цією теорією розпізнавання значущих метрик активу є основною задачею для отримання прибутку. Використовуючи принципи диверсифікації та збільшення кредитного левериджу, ми можемо перетворювати достовірні фактори в прибуткові торгові стратегії при використанні моделей, що мають предиктивний потенціал.

В залежності від мети нашого дослідження змінюється опис макроекономічних режимів, їх кількість, головні метрики, для їх означення. Наприклад, при дворежимній моделі можна вважати, що модель відслідковуватиме економічне розширення та скорочення, а при трирежимній моделі – бичачу, ведмежу або нейтрально поведінку, тобто стрімкий зріст, стрімке падіння та відсутність сильного руху. Кожне припущення та набір параметрів породжують практично унікальну ситуацію, де не існує універсального правила для вирішення.

1.2 Огляд існуючих методів моделювання

Існує велика кількість різноманітних моделей, що використовуються в задачах кластеризації ринкових режимів. Серед них ми розглянемо моделі K-means [3] (або K-середніх), OPTICS [4] та НММ [5]. Ці методи доволі часто застосовуються для того, щоб виділити групи схожих активів, або режимів одного активу, що дозволяють збільшувати прибуток існуючих стратегій та створювати нові.

1.2.1 Метод K-середніх

Метод K-середніх полягає у визначенні підгруп або кластерів всередині деякого набору спостережень. Ця техніка відноситься до центроїдних моделей тому що представляє кожен кластер єдиним усередненим вектором. Також модель є жорсткою у тому розумінні, що ступінь приналежності може бути лиш 1, або 0 (належить, не належить).

Для використання цього методу необхідно вказати параметр K, що дорівнює числу бажаних кластерів, на які ми хочемо розподілити дані. Ці кластери не перетинаються та мають «жорсткі» обмеження на належність, як вказано вище. Задача, яку виконує цей метод полягає у розподіленні N спостережень поміж K кластерами, де кожне спостереження належить до кластеру з найближчим до нього середнім значенням кластеру.

Отже, позначимо множини індексів спостережень, як $S_k, k \in \{1, \dots, K\}$. Ці множини повністю покривають всі індекси спостережень і кожне спостереження лежить лише в одній множині, тобто:

$$S = \bigcup_{k=1}^K S_k = \{1, \dots, N\},$$

$$S_k \cap S_j = \emptyset, \forall k \neq j$$

Метою кластеризації методом К-середніх є мінімізація сумарного квадратичного відхилення від спостережень до центрів кластерів. Тобто, знайти:

$$\operatorname{argmin}_S \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in S_k} \|x_i - \mu_k\|,$$

де μ_k представляє собою середнє значення кластеру k , а x_i – i -й вектор в кластері k .

На жаль, цей метод є методом локальної оптимізації, тобто знаходження глобального мінімуму в цій проблемі є NP-складним з точки зору складності. Саме тому існують корисні евристичні алгоритми знаходження прийнятного локального екстремуму.

Одним з таких евристичних алгоритмів є така послідовність дій [6]:

1. Кожному спостереженню x_i присвоїти випадковий кластер k .

2. Продовжувати наступні кроки допоки присвоєння не залишиться фіксованим:

- а) Вирахувати центроїд μ_k для кожного кластеру.
- б) Переприсвоїти відповідний кластер кожному спостереженню за близькістю (наприклад, за евклідовою відстанню) до відповідного кожного кластеру центроїду.

Розглядаючи цей метод в термінах задач кількісних фінансів, де відношення сигнал-до-шуму більшості даних є низьким, що робить викоремлення предиктивного сигналу для торгових стратегій дуже важким, ми натикаємося на очевидні недоліки.

Природа алгоритму К-середніх полягає у обов'язковому створенні К кластерів, навіть якщо дані дуже зашумлені. З цього випливає, що отримані кластери насправді можуть бути не окремими розподілами, а просто похибками шумного набору даних.

Інша проблема полягає у жорсткості присвоєння кластера кожному спостереженню, тобто нерідкі у фінансових даних викиди будуть не лише дестабілізувати весь процес кластеризації, а й належати кластерам, до яких вони не належать насправді.

Також, описаний метод є доволі чутливим до змін у наборі даних. Тобто, розділивши один часовий ряд на декілька і застосувавши до кожної отриманої серії метод К-середніх ми отримаємо достатньо різні принципи присвоєння кластера кожному елементу, що означає низьку дескриптивну зданість кластеризації.

Саме тому, слід розглядати більш продумані алгоритми кластеризації, які і будуть описані в наступних пунктах.

1.2.2 OPTICS

OPTICS також полягає у визначенні підгруп або кластерів всередине деякого набору спостережень, але ця техніка відноситься вже до моделей, заснованих на щільності тому що кластери в ній визначаються як зв'язані області відповідної щільності у просторі даних. Модель також є жорсткою у тому розумінні, що ступінь приналежності може бути лиш 1, або 0 (належить, не належить).

Для використання цього методу потрібно задати два параметри: ϵ , що описує максимальну доступну відстань та \min_{pts} , що описує мінімальну кількість точок необхідну для формування кластера. Ядром називають точку, на відстані ϵ від якої знаходиться хоча б \min_{pts} точок.

Належність до кластера не встановлюється з самого початку, натомість записується порядок, в якому спостереження кластеризуються. Ця інформація складається з двох значень: основної відстані, тобто мінімальної необхідної відстані для того, щоб точка стала ядром та досяжності до деякої точки, що визначається як максимум між найменшою відстанню до деякої точки та основною відстанню деякої точки.

Основна відстань точки p :

$$core - distance_{\epsilon, \min_{pts}}(p) = \begin{cases} Undefined, \text{ якщо } |neighbour_{\epsilon}(p)| < \min_{pts} \\ \min_{pts} - distance(o), & \text{ в іншому випадку} \end{cases}$$

Досяжність точки p по відношенню до точки o :

$$reachibility - distance_{\epsilon, \min_{pts}}(p, o) =$$

$$= \begin{cases} Undefined, \text{ якщо } |neighbour_{\epsilon}(o)| < \min_{pts} \\ \max(core - distance(o), distance(p, o)), \text{ в іншому випадку} \end{cases}$$

Таким чином, ми вираховуємо основну відстань для кожної точки. Потім ми послідовно проходимо по кожній точці та рахуємо її досяжність до інших точок, використовуючи кожну точку лише один раз. Слідом за цим, ми оновлюємо досяжність лише точок, що мають можливість покращитись та ще не були використані. Наступна точка обирається як точка з найменшою досяжністю до поточної.

За цією інформацією будується графік досяжності (Рис. 1.1). Найпростіший спосіб відокремити кластери полягає у знаходженні «впадин» на графіку, використовуючи локальні екстремуми.

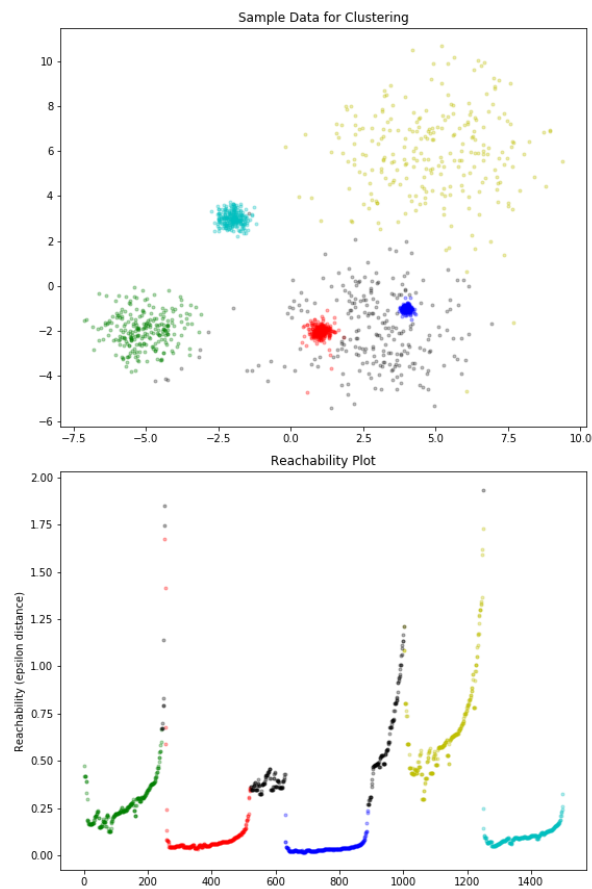


Рисунок 1.1 – Пробні дані для кластеризації та відповідний графік досяжності

Цей метод є перспективнішим за K-means хоча б тому, що нема необхідності обирати строгу кількість кластерів, OPTICS надає більше гнучкості у проблемі оптимальності розміру кластерів.

На відміну від центроїдних методів, OPTICS явно не кластеризує набір даних на першому кроці. Він створює доповнене упорядкування спостережень базуючись на щільності розподілу. Таке упорядкування може використовуватися в широкому класі моделей кластеризації, заснованих на щільності.

1.2.3 НММ

Остання модель, НММ, розглядає вихідний часовий ряд як деякий шумний набір спостережень, що корелює з прихованим генеративним процесом. Ця модель відноситься до статистичних моделей тому що представляє кожен кластер вибудовується ґрунтуючись на статистичних розподілах. Також модель є м'якою у тому розумінні, що ступінь приналежності рівень може бути дійсним числом від 0 та 1 та частіше за все позначає ймовірність приналежності тому чи іншому кластеру.

Для використання цього методу необхідно вказати параметр k , що дорівнює числу прихованих станів, або «режимів» рушійних сил, що впливають на рух ціни актива. Спостереження моделюються ймовірно, як $p(x_t|z_t)$, де $z_t \in \{1, \dots, k\}$ – набір дискретних станів. Тобто, умовною ймовірністю отримати певне спостереження за умови, що поточний режим дорівнює z_t .

Залежно від вказаного режиму та перехідної ймовірності спостереження, НММ может залишитись у поточному стані, або перестрибнути у новий стан і залишитись у ньому протягом деякого часу.

1.3 Переваги НММ

Розробки минулих століть дали нам велику кількість інструментів та моделей, які в тій чи іншій мірі вирішують нашу задачу. Але замість комбінування моделей, що справляються з чимось одним добре, ми хочемо обрати загальну структуру таким чином, щоб вона відповідала більшості вимог одночасно.

Незважаючи на просту реалізацію, велику кількість теоретичного матеріалу та деякі прикладні застосування, більшість моделей припускають нормальність розподілу прибутків, легкість хвостів та незалежність майбутнього від минулого. Таким чином, більшість традиційних моделей (наприклад, ARIMA [7]) страждає від можливої нелінійності в часових рядах, появи товстих хвостів та довгострокових циклів у зміні ціни активу.

Штучні нейронні мережі (ШНМ) використовувались для прогнозування вартості активів взаємних фондів в кінці року [8], але велика розмірність простору, що розглядається та зашумленість ринкових даних унеможливили переоцінку параметрів ШНМ. Окрім цього, ШНМ є вразливими до перенавчання, тобто отримана мережа може добре прогнозувати лише значення з навчальної вибірки.

При використанні експертних та гібридних систем для прогнозування поведінки фінансових ринків зіштовхнулись з невеликою кількістю різноманітних експертних оцінок.

Отже, кандидатом на оптимальну модель для дослідження є НММ, універсальний фреймворк для задач кластеризації та прогнозування. Дана модель дозволяє виділити певні ринкові режими, що при подальшому

дослідженні допоможе краще зрозуміти рушійні сили, що стоять за рухами цін.

Використання НММ є доцільним у випадках класифікації деяких прихованих режимів в умовах нелінійності та різких змін волатильності ринку, що пов'язано з наявністю товстих хвостів розподілу прибутків. Мала кількість необхідних станів та невелика кількість параметрів, що потребують оптимізації роблять цю модель ідеальним варіантом для дослідження фундаментальних властивостей ринку з великими довжинами економічних циклів.

Модель НММ є достатньо відомою широкому загалу, її активно використовують в розпізнаванні голосу [9] та аналізу часових рядів. Це є причиною для створення великої кількості реалізацій як власне НММ так і її адаптацій з використанням змішаних гаусівських розподілів тощо. Оскільки метою дослідження є саме аналіз вхідних даних та створення торгової стратегії, було прийнято рішення використати існуючий пакет `hmmlearn` мови програмування Python.

1.4 Висновки за розділом

В цьому розділі було аргументовано актуальність створення валютних моделей, метою яких може бути як прогнозування руху та напрямку так і використання результатів у створенні більш глобальних моделей фінансового ринку. Також, були розглянуті деякі існуючі методи кластеризації для моделювання та прогнозування напрямку руху активів, а саме валют. Серед

них був зроблений вибір у бік НММ, як зручного та гнучкого фреймворку для створення універсальних моделей.

РОЗДІЛ 2 ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ МЕТОДУ ПРИХОВАНИХ МАРКОВСЬКИХ ЛАНЦЮГІВ

2.1 НММ

Перед тим як розглядати модель прихованих марковських ланцюгів, слід розпочати з більш широкого класу моделей – марковська модель. Модель Маркова це стохастична модель простору станів, в якій використовуються випадкові переміщення між станами, де ймовірність здійснити наступний стрибок залежить лише від поточного стану. Так модель володіє «марковською властивістю» з відсутністю пам'яті.

Часовий ряд, що розглядається позначимо x_1, \dots, x_T , де T – кількість спостережень. За основним припущенням моделі Маркова, в час t , спостереження x_t вхоплює всю необхідну інформацію стосовно майбутніх станів. Спільна ймовірність може бути розписана як:

$$p(x_1, \dots, x_T) = p(x_1)p(x_2|x_1)p(x_3|x_2) \dots = p(x_1) \prod_{t=2}^T p(x_t|x_{t-1})$$

Тобто, ймовірність побачити саме цю послідовність спостережень дорівнює ймовірності початкового спостереження помноженої на умовні ймовірності всіх наступних спостережень, де умовою є факт здійснення відповідних попередніх спостережень.

Отже, якщо ми маємо k окремих можливих станів, або режимів, кожен крок можна задати матрицею переходу A_{ij} , елементами якої є ймовірності переходу зі стану i до стану j для кожного кроку t :

$$A_{ij} = p(x_t = j | x_{t-1} = i)$$

Запишемо матрицю переходу на n кроків уперед, або:

$$A_{ij}(n) = p(x_{t+n} = j | x_t = i),$$

$$A_{ij}(n) = A_{ij}(1)^n = A_{ij}^n,$$

що значить, що для отримання n кроків в цій моделі достатньо помножити матрицю переходу саму на себе n разів.

Коли модель є повністю автономною, але лише частково спостережуваною, вона називається прихованою марковською моделлю. В такій моделі є приховані стани (та відповідні ймовірності переходу), які неможливо спостерігати напряду, але які впливають на спостереження. Використовуючи більш прикладну термінологію, стани є прихованими режимами, под дією яких перебуває ринок під час генерації ним поточних видимих спостережень.

Якщо для моделі Маркова достатньо мати лише спільну ймовірність, а матриця переходу дає змогу провести повну симуляцію моделі, то для НММ з параметром k необхідно створити набір дискретних станів $z_t \in \{1, \dots, k\}$ та змодельовати умовну ймовірність побачити певне спостереження при умові, що поточний режим дорівнює z_t , тобто $p(x_t | z_t)$.

Відповідна спільна щільність для НММ задається, як:

$$p(z_1, \dots, z_T \cap x_1, \dots, x_T) = p(z_1, \dots, z_T)p(x_1, \dots, x_T | z_1, \dots, z_T) =$$

$$= \left[p(z_1) \prod_{t=2}^T p(z_t | z_{t-1}) \right] \left[\prod_{t=1}^T p(x_t | z_t) \right].$$

Перша рівність показує, що спільна ймовірність спостерігати набір прихованих станів та власне спостереження дорівнює ймовірності спостерігати набір прихованих станів помноженої на ймовірність отримати спостереження, з умовою на вказаний набір станів. Друга рівність розкладає обидва розподіли на відповідні вирази з перехідними ймовірностями.

Завдяки цьому апарату, НММ пояснює режими імпульсу та повертання до середнього, висхідного та низхідного тренду тощо як два прихованих стани, між якими матриця ймовірностей переходу A описує ймовірності того, що ринок перейде з одного стану в інший в кожний обраний період часу.

Окрім ймовірностей переходу ми повинні знати, з якою ймовірністю один стан, наприклад, режим імпульсу, видасть послідовність «імпульсних» днів, або днів, що «повертаються до середнього». Такі послідовності називаються емісіями та зводяться в матрицю ймовірностей емісій E .

Ймовірності в матрицях A та E є параметрами моделі та мають бути оцінені використовуючи тренувальну вибірку. Одним з найвідоміших алгоритмів навчання для будь-якої моделі з прихованими станами є алгоритм Expectation-Maximization (ЕМ) [10]. Кожна ітерація алгоритму складається з двох кроків. На Е-кроці (expectation) вираховується очікуване значення функції правдоподібності, при цьому приховані змінні розглядаються як спостережувані. На М-кроці (maximization) вираховується оцінка максимальної схожості, таким чином збільшується очікувана схожість, вирахована на Е-кроці. Потім це значення використовується для Е-кроку на наступній ітерації. Алгоритм виконується до збіжності.

2.2 Опис режимів

Однією з теорій щодо наявності у активів режимів є теорія імпульсу та повертання до середнього. Перший проявляється у збільшенні швидкості росту або спадання ціни деякого активу з плином часу, а другий – у постійному коливанні ціни навколо деякого середнього.

Незважаючи на зрозумілість такої класифікації, абсолютно не очевидним є те, що саме задають обидва ці режими. Під час імпульсу іноді стаються повернення до середнього та навпаки – під час повернення до середнього ми можемо спостерігати імпульси. Також, визначення режимів залежить від часового проміжку та деталізації даних – при поверненні до середнього на щоденних даних ми можемо спостерігати імпульсний режим в щогодинних даних.

В той час, коли спроба розділити режими імпульсу та повернення до середнього може бути успішною, отримана інформацію не може бути прямо використана для створення торгових сигналів, оскільки напрямок залишається невідомим. Для цього при підборі вхідних метрик та виокремленні їх сигналів ми зробимо спробу не тільки розділити імпульс та повернення до середнього, але й використати цю інформацію для побудови напрямку тренду, взявши, наприклад, індикатори напрямку. Таким чином, очікуваною поведінкою є слідування тренду в певному напрямку, розпізнавання зон, де ціна повертається до середнього та відповідна зміна знаку позиції на протилежний.

2.3 Опис вхідних метрик

Найважливішим етапом підготовки НММ для роботи є підбір вхідних даних. Подавати на вхід до НММ ціни закриття не є необхідністю, достатньо подати сигнали, що ми отримуємо з деяких технічних індикаторів, фундаментальної інформації, тісно пов'язаної зі специфікою активу, а також результати інших моделей. В цьому розділі ми розглянемо деякі найвживаніші технічні індикатори для позначення напрямку тренду та його сили.

Для їх підрахунку нам потрібні дані про щоденні зміни ціни, а саме так звана OHLC інформація. Об'єм торгів також є дуже важливою інформацією, але у активів (наприклад, валют), які торгуються на внебіржових ринках ОТС (Over The Counter) об'єм є розподіленим між численними торговими площадками, тому ця інформація є сильно зашумленою і потребує додаткової обробки, що не є метою цієї роботи.

Реалізації всіх зазначених індикторів взяті з відкритої бібліотеки мови Python під назвою talib.

2.3.1 ADX

Першим індикатором є Average Directional Index (ADX), який показує силу тренду від 0 до 100, де 20 зазвичай береться як порогове значення. Зауважимо, що цей індикатор не надає інформації про напрямок, тому його доцільно використовувати в ансамблі з індикаторами напрямку. Зазвичай

довжина згладжувального періоду дорівнює 12, але ми розглянемо різні періоди для виявлення відповідних трендів. Отже, при $ADX \geq 20$ маємо сигнал до існування імпульсного режиму.

Сам індиктор був розроблений Веллесом Вайлдером [11] для денних товарних даних, але його доцільно використовувати і для інших активів. Для його підрахунку використовуються так звані індикатори $+DI$, $-DI$ (Directional Movement Index) та ATR (Average True Range). Розглянемо формулу індикатора ADX для часу t та вікна n :

$$\begin{aligned}
 ADX_t &= \frac{ADX_{t-1} * (n - 1) + DX}{n}, \\
 DX_t &= \frac{(+DI_t) - (-DI_t)}{(+DI_t) + (-DI_t)}, \\
 +DI_t &= 100 \times \frac{PlusDMsum_t}{TRsum_t}, \\
 -DI_t &= 100 \times \frac{MinusDMsum_t}{TRsum_t}, \\
 TRsum_t &= TR_{t-1} - \left(\frac{TR_{t-1}}{n}\right) + TR_t, \\
 TR_t &= TrueHigh_t - TrueLow_t, \\
 TrueHigh_t &= \max(High_{t-n}, Close_{t-1}), \\
 TrueLow_t &= \min(Low_{t-n}, Close_{t-1}), \\
 PlusDMsum_t &= PlusDMsum_{t-1} - \left(\frac{PlusDMsum_{t-1}}{n}\right) + PlusDM_t, \\
 MinusDMsum_t &= MinusDMsum_{t-1} - \left(\frac{MinusDMsum_{t-1}}{n}\right) + MinusDM_t, \\
 \left\{ \begin{array}{l} PlusDM_t = 0 \\ MinusDM_t = 0 \end{array} \right. & \text{якщо } (DeltaHigh_t < 0 \text{ та } DeltaLow_t < 0) \text{ або } DeltaHigh_t = DeltaLow_t, \\
 \left\{ \begin{array}{l} PlusDM_t = DeltaHigh_t \\ MinusDM_t = 0 \end{array} \right. & \text{якщо } DeltaHigh_t > DeltaLow_t, \\
 \left\{ \begin{array}{l} PlusDM_t = 0 \\ MinusDM_t = DeltaLow_t \end{array} \right. & \text{якщо } DeltaHigh_t < DeltaLow_t
 \end{aligned}$$

$$DeltaHigh_t = High_{t-1} - High_t,$$

$$DeltaLow_t = Low_t - Low_{t-1}$$

2.3.2 RSI

Другим індикатором є Relative Strength Index (RSI), який показує силу тренду та ймовірність його зміни. Приймає значення від 0 до 100 і має зони перекупленості та перепроданості – близько 100 і 0 відповідно. Зазвичай період береться рівним 12-14, але ми хочемо побачити короткочасні коливання ціни, тому спробуємо менші вікна, а пороговими значення візьмемо 90 та 10. Тобто, при $RSI \geq 90$ та $RSI \leq 10$ маємо сигнали до продажу та покупки активу відповідно.

Цей індикатор також був створений Веллесом Вайлдером. Розглянемо формулу підрахунку RSI для часу t та вікна n :

$$RSI_t = 100 \times \frac{upavg_t}{upavg_t + dnavg_t},$$

$$upavg_t = \frac{upavg_{t-1} \times (n - 1) + up_t}{n},$$

$$dnavg_t = \frac{dnavg_{t-1} \times (n - 1) + dn_t}{n},$$

$$\begin{cases} \begin{cases} up_t = Close_t - Close_{t-1}, & \text{якщо } Close_t > Close_{t-1} \\ dn_t = 0 \end{cases} \\ \begin{cases} up_t = 0 \\ dn_t = Close_{t-1} - Close_t, & \text{якщо } Close_{t-1} \leq Close_t \end{cases} \end{cases}$$

2.3.3 DMI

Третім індикатором є Directional Movement Index (DMI) [12], що показує напрямок руху ціни. Він отримується як різниця між раніше згаданими +DI та -DI і є сигналом до покупки при додатніх значеннях індекса та сигналом до продажу при від'ємних значеннях.

Розглянемо формулу DMI для часу t та вікна n :

$$DMI_t = +DI_t - (-DI_t)$$

2.3.4 SMA

Четвертим сигналом було обрано один з найпростіших індикаторів Simple Moving Average (SMA) [13]. Ковзним середнім ми отримуємо менш зашумлену ціну, тому стає краще видно тренд. В залежності від розміру вікна ми отримуємо більш або менш довготривалий тренд з відповідною затримкою.

Індикатором до покупки або продажу є знак різниці між ковзним середнім та відповідною ціною закриття. Підбір вікна для цього сигналу є доволі неоднозначним та важким питанням, тому у наступному розділі ми проведемо огляд деяких інтуїтивних вікон, що можливо вхоплюють потрібні нами тренди.

Формулою SMA для часу t та вікна n є арифметичне середнє:

$$SMA_t = \frac{1}{n} \sum_{k=t-n}^t Close_k$$

2.4 Висновки за розділом

В цьому розділі був описаний теоретичний апарат, що використовується у НММ. Також, було зроблено опис режимів, які ми намагаємось розпізнати. Крім того, було зазначено обрані для навчання метрики та формули їх підрахунку.

РОЗДІЛ 3 АНАЛІЗ РОБОТИ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ

3.1 Інтерфейс

Програмним забезпеченням для одного з видів тестування торгових стратегій є так званий бектестер (від. Backtesting, або тестування на історичних даних) [14]. Це метод дізнатися як добре певна модель або стратегія могла б вловити сигнали в минулому, з використанням відповідних історичних даних та загальних припущень щодо ринкових умов. Бектест задовольняє інтуїтивну потребу дослідника у створенні симулятора ринку, на якому можна побачити приблизну поведінку створеної стратегії, відповідні дескриптивні статистики, недоліки та переваги.

Після етапу бектестування стратегію остаточно оптимізують та починають тестувати на реальних даних з використанням невеликої кількості грошей, або демо-рахунку (симулятора справжнього ринку). Очевидно, достовірність бектесту залежить від правильності його створення, вірності припущень та своєчасного використання даних, наприклад, отримуючи сигнал на ціні закриття поточного дня можна припускати близькість ціни заповнення заявки як до цієї ж ціни закриття, так і до ціни відкриття наступного дня.

Також, важливим фактором є проміжок часу взятий для бектесту, він повинен бути максимально охоплюючим з точки зору різного роду подій, трендів тощо. Наприклад, стратегія, що гарно реагує тільки на бичачі тренди гарно покаже себе на бектесті, де був використаний період зростання ціни активу, при тому, що сама стратегія при реальному використанні є дуже збитковою.

Не можна виключати і можливість появи так званих «чорних лебедів», тобто подій, які або є дуже непередбачуваними, або з якими певний актив ще

не стикався. На цей випадок варто передбачати стратегією різні механізми зупинки, що в екстремальній ситуації будуть відповідно реагувати на зміни в ціні активу.

Зазвичай, бектестер є програмною бібліотекою, яка викликається за допомогою певної мови програмування з коду самої строго специфікованої стратегії. Таким чином, запуск тестування відбувається з командної строки або інтерфейсу середовища розробки.

Для тестування стратегій в цій роботі було взято пропрієтарний програмний продукт QuantFlow, написаний мною у співавторстві з дослідниками компанії ТОВ «Модекс Україна». QuantFlow надає широкий спектр послуг від збору та зберігання даних до власне живої торгівлі у реальному часі. Головною його компонентою є сучасний бектестер написаний мовою програмування Python, яким можна користуватися з коду стратегії, що пишеться дослідником також мовою Python.

3.2 Вихідні дані

Важливим кроком для створення стратегії є вибір класу активів, представників класу, періодичність даних тощо. В цьому підрозділі ми детально опишемо обрані дані, їх джерело, періодичність тощо.

3.2.1 Валютні дані

Ринок валют є надзвичайно бурхливим, сезонним та важким для моделювання. На нього впливають багато чинників, деякі сильніше (ціна на нафту і вартість долару), деякі слабше (ціна на золото і вартість єни). Окрім того, валюта є одним з найважливіших інструментів, що лежать в основі деривативів. Таким чином, надзвичайну популярність мають опціони на валюти, валютні ф'ючерси, свопи на валюту або на ставки по валютним кредитам.

На валютному ринку присутні звичайні трейдери, спекулянти, менеджери ризику та регулятори. Ринок є децентралізованим, майже будь-яку валюту можна обміняти в будь-якому регіоні планети, що робить оцінку справжнього об'єму торгів тієї чи іншої валюти досить важкою задачею.

Валютна торгівля відбувається відкриттям та закриттям позицій по деяким валютним парам. Валютна пара ідентифікується, як пара двох валют, де вартість однією квотується відносно вартості іншої. Перша валюта в парі називається базовою валютою, а друга – валютою квотування, наприклад, EURUSD – це кількість доларів США, що потрібна для покупки одного євро. Кожній валюті відповідає алфавітний код з трьох латинських літер відповідно до Міжнародної Організації зі Стандартизації (ISO, International Organization for Standardization).

За дані було обрано щоденні OHLC агрегати валютних пар G10 відносно долара США за період з 2000 року по 2019 включно. Дані взяті з брокерської контори FXCM, що є посередником для торгівлі валютами та деривативами на них разом з іншими активами такими як золото та нафта. Дані такої періодичності є недорогими та достатньо інформативними для стратегій невисокої активності (від дня до декількох тижнів).

3.2.2 Конфігурації тестування

Кожен індикатор, що ми використовуємо окрім самої цінової інформації потребує розмір вікна на якому будуть проведені ковзні розрахунки. Звичайно, що більш детальний підбір цих вікон є задачею оптимізації, але при роботі з фінансовими часовими рядами розмір вікон повинен бути не лише оптимальним, але й інтуїтивно зрозумілим, наприклад, для більшості індикаторів стандартні розміри дорівнюють близько 10-15, що дорівнює дво- або тритижневому торговому циклу.

В цьому підрозділі ми розглянемо, як розмір вікон впливає на генерацію сигналів, що ми передаватимемо в НММ. Для порівняння будемо використовувати графіки котувань валют пофарбовані таким чином, що проміжки з додатнім сигналом (на покупку, або на активацію) позначаються зеленим кольором, проміжки з від'ємним сигналом (на продаж) – червоним, а без сигналу – чорним.

Почнемо з ADX, довжина вікна впливає на чутливість цього індикатора, але також збільшує затримку, тому різка зміна поведінки ринку буде помітна лише через деякий час.

Розглянемо деякі приклади генерації сигналів за допомогою ADX на валютних парах CADUSD та EURUSD. Візьмемо вікно 5 для CADUSD (Рис. 3.1), з рисунку видно, що індикатор є занадто чутливим та не розрізняє періоди тренду та повернення до середнього. Тому візьмемо більше вікно, наприклад, 12 (Рис. 3.2, Рис. 3.3). Як бачимо сигнал став чистіше, але іноді послідовність додатніх сигналів охоплює одночасно як додатній тренд так і від'ємний тренд, що пояснюється сильним супротивом при відхиленні від середнього значення.

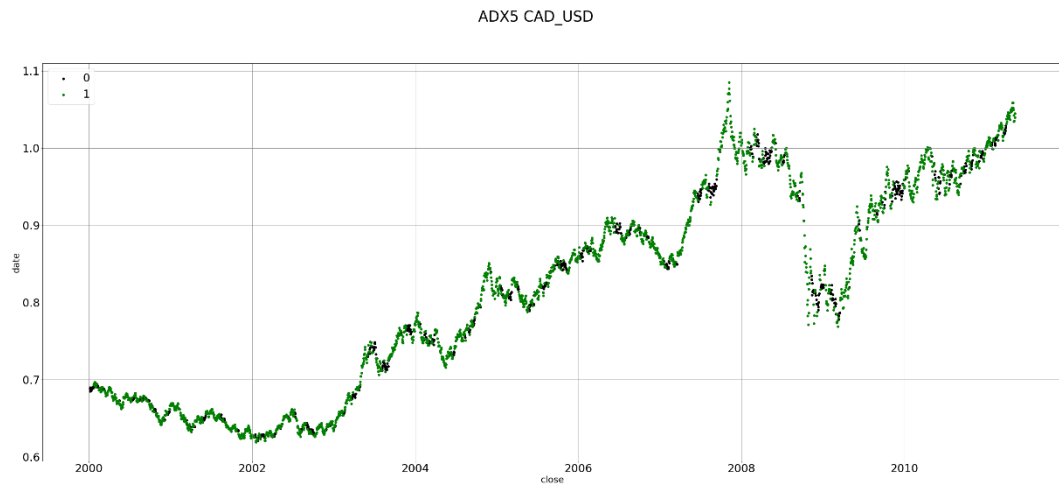


Рисунок 3.1 – Сигнали індикатора ADX з вікном 5 на парі CADUSD



Рисунок 3.2 – Сигнали індикатора ADX з вікном 12 на парі CADUSD



Рисунок 3.3 – Сигнали індикатора ADX з вікном 12 на парі EURUSD

Перейдемо до RSI, цей індикатор є дуже цікавим в тому плані, що він намагається виокремити зони, де покупна сила покупців починає виснажуватись і навпаки. Тому в залежності від того, є актив трендовим або таким, що повертається до середнього ми інтерпретуємо зону перекупленості, як сигнал до покупки або як сигнал до продажу. В книзі Ларрі Конорса та Цезаря Альвареза [15] було емпірично доведено доцільність використання цього індикатора з маленьким вікном, тому ми також будемо розглядати невеликі вікна.

Розглянемо деякі приклади генерації сигналів за допомогою RSI на валютних парах JPYUSD та CHFUSD. Візьмемо вікно 2 для JPYUSD (Рис. 3.4), з рисунку видно, що ділянки, де ми би хотіли мати від'ємний сигнал (наприклад, 2013й рік) мають повністю протилежний знак. Тому, можна зробити висновок, що зона перекупленості у цього активу є сигналом до підйому. Значить, слід розглянути обернений сигнал RSI_{mr} (рис. 3.5), як видно з зображення, сигнал почав відповідати нашим очікуванням, захоплюючи потрібні нам сигнали та залишаючись неактивним в періоди локальних екстремумів.

Також розглянемо RSI_{mr} на вікні 2 для CHFUSD (Рис. 3.6), локальні екстремуми достатньо точно оминаються, напрямок руху відповідає нашим очікуванням. Щоб краще зрозуміти поведінку індикатора при збільшенні вікна розглянемо також RSI_{mr} на вікні 5 для CHFUSD (Рис. 3.7), індикатор перестає бути чутливим, що свідчить про необхідність зменшити порогові значення, але це призведе до захоплення локальних екстремумів, тому цю конфігурацію ми розглядати не будемо.



Рисунок 3.4 – Сигнали індикатора RSI з вікном 2 на парі JPYUSD



Рисунок 3.5 – Сигнали індикатора RSI_{mr} з вікном 2 на парі JPYUSD



Рисунок 3.6 – Сигнали індикатора RSI_{mr} з вікном 2 на парі CHFUSD



Рисунок 3.7 – Сигнали індикатора RSI_{mr} з вікном 5 на парі CHFUSD

Наступним візьмемо DMI. Цей індикатор є індикатором напрямку за рахунок відслідковування змін щоденного размаху ринку (різниці між найбільшими та найменшими цінами протягом дня). Так само як і в ADX розмір вікна впливає на чутливість до нової інформації та затримку.

Розглянемо деякі приклади генерації сигналів за допомогою DMI на валютній парі AUDUSD. Для початку візьмемо невелике вікно, наприклад, 5

(Рис. 3.8), з рисунку видно, що індикатор є доволі точним, гарно відрізняє потрібні тренди, але піддається точковим шумам під час чітких трендів, як в 2009 році на тлі від’ємних сигналів видно декілька додатніх точок, що свідчить про сильну чутливість. Візьмемо вікно 14 (Рис. 3.9), отримаємо менш чутливий сигнал з явно вираженими трендами.



Рисунок 3.8 – Сигнали індикатора DMI з вікном 5 на парі AUDUSD



Рисунок 3.9 – Сигнали індикатора DMI з вікном 14 на парі AUDUSD

Останнім візьмемо SMA. Цей індикатор також є індикатором напрямку, дуже простим для використання. Ми хочемо його використати для виокремлення більш довготривалих трендів.

Розглянемо деякі приклади генерації сигналів за допомогою SMA на валютній парі NZDUSD. Візьмемо вікна 5, 45 та 100 (Рис. 3.10, Рис. 3.11 та Рис. 3.12 відповідно). Як і очікувалось вікно 5 дало дуже шумний сигнал без чітких трендів, вікно 100 дало сигнал з великою затримкою, а вікно 45, що відповідає двом місяцям, задовольняє всі очікувані вимоги.

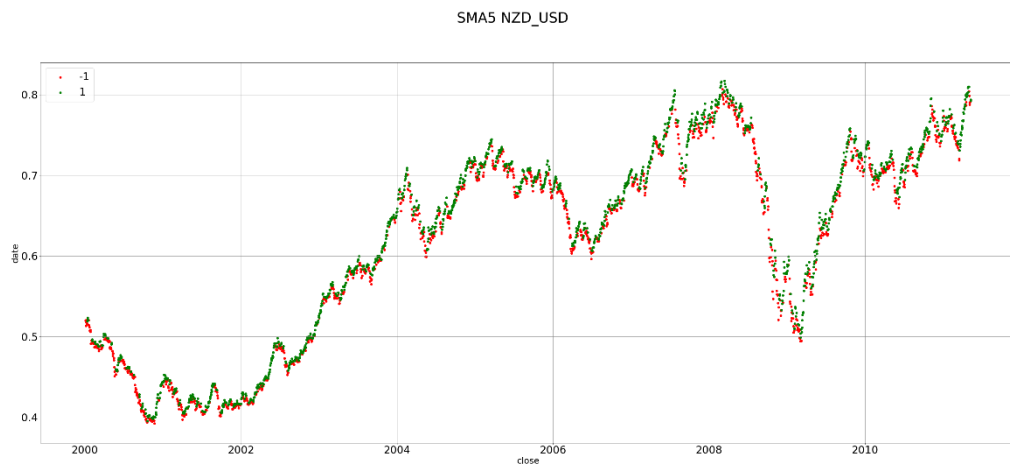


Рисунок 3.10 – Сигнали індикатора SMA з вікном 5 на парі NZDUSD

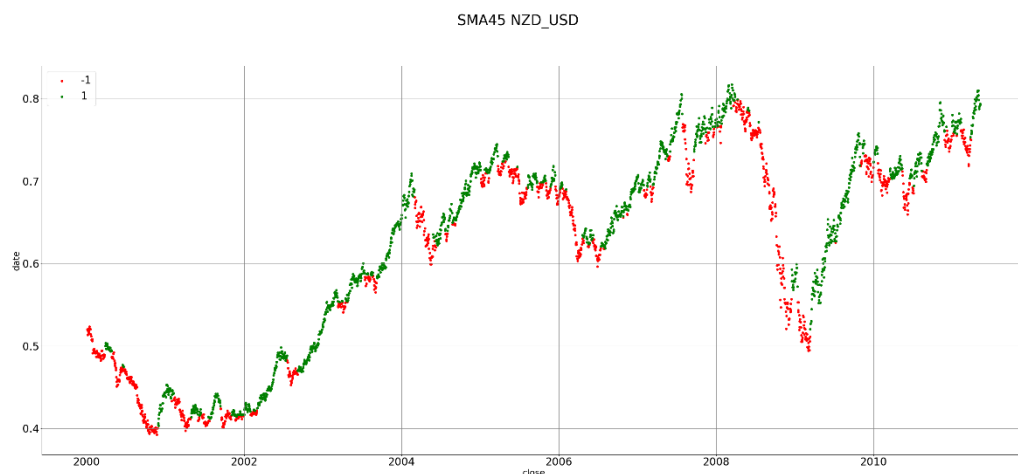


Рисунок 3.11 – Сигнали індикатора SMA з вікном 45 на парі NZDUSD

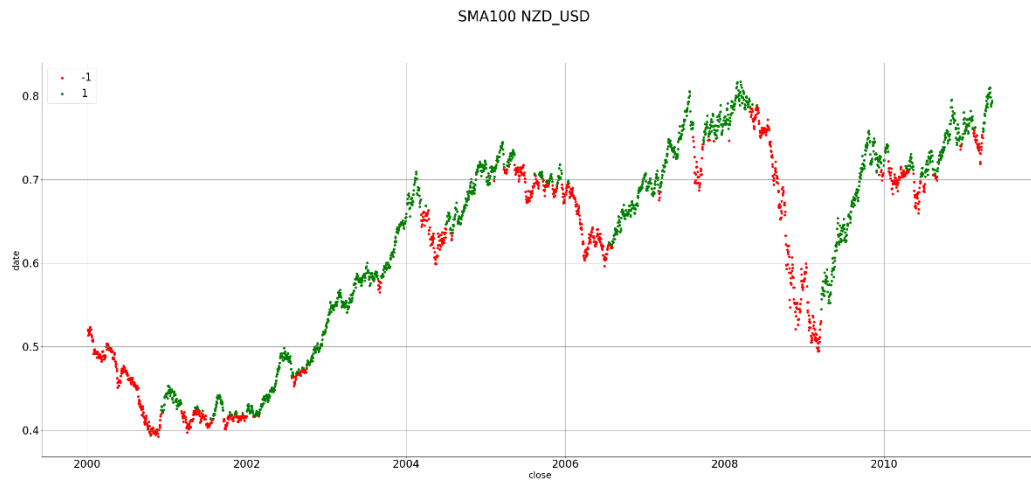


Рисунок 3.12 – Сигнали індикатора SMA з вікном 100 на парі NZDUSD

Таким чином, ми розглянули, які вікна доцільно брати для кожного індикатора та які налаштування є найбільш об'єктивними. Конфігурація матиме вигляд:

- ADX з вікном 12 та пороговим значенням 20;
- RSI з вікном 2, пороговими значеннями 10 та 90, активацією додатнього сигналу при перекупленості та від'ємного при перепроданості;
- DMI з вікном 14;
- SMA з вікном 45.

Що стосується інших параметрів портфеля, то ми будемо тримати кожну пару з вагою $1/9$, 0 , або $-1/9$, де 9 відповідає кількості валютних пар (оскільки USDUSD є нашим капіталом). Початковим капіталом буде взято один мільйон доларів США, щоб зручніше було рахувати статистики. Торгівля виконується без реінвестування та без левериджу, перші 4800 днів періоду беруться для навчання.

3.3 Результати роботи програми

Результатом роботи бектестингової платформи є звіт про прибутковість стратегії та історією всіх торгових угод. З цієї інформації можна вивести будь-які потрібні статистики, зокрема:

- графік значень P&L (Profit & Loss, прибуток та втрати);
- значення Sharpe ratio (показник Шарпа, відношення прибутку стратегії до її волатильності) [16], що дозволяє оцінити прибутковість стратегії відносно безризикової інвестиції;
- середню волатильність за весь період.

Отже, після тестування стратегії графік прибутку виглядає наступним чином (Рис. 3.13). Одразу видно, що дана стратегія є прибутковою на даному періоді. Значення Sharpe ratio дорівнює 1.262, середньорічної волатильності – 2.6%, а середньорічний прибуток – 3.4%.

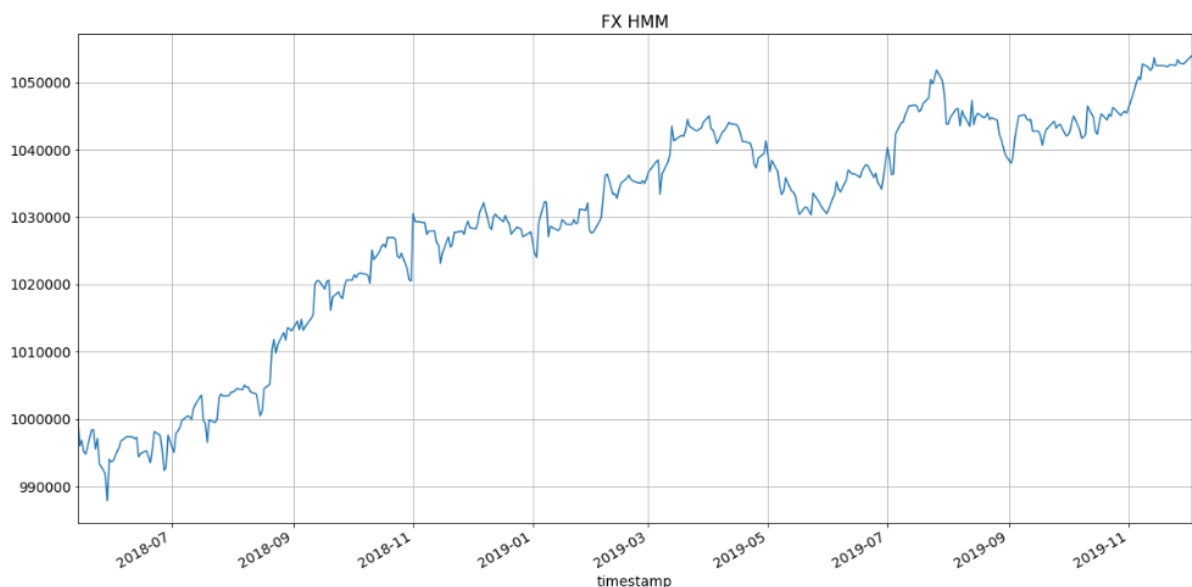


Рисунок 3.14 – Графік значень P&L за період [14.05.2018, 03.12.2019]

3.4 Аналіз отриманих результатів

В попередньому підрозділі було розглянуто результати тестування стратегії та всі необхідні метрики для аналізу результатів. Для повного аналізу нам необхідно також обрати інвестиційний еталон, з яким ми зможемо порівняти нашу стратегію.

В реаліях сьогодення одним із найкращих за відношенням прибутку до ризику інвестиційних продуктів є біржовий інвестиційний фонд під тикером SPY, що відслідковує індекс S&P500, куди входять найбільші американські компанії в різних секторах. Ціна цього БІФу вважається одним із найважливіших показників сили економіки США.

Більш за все нас цікавлять такі ж характеристики SPY, як і стратегії за період, що розглядається. Графік активу виглядає наступним чином (Рис. 3.15), значення Sharpe ration дорівнює 0.62, середньорічної волатильності – 14.2%, а середньорічний прибуток – 3.8%.

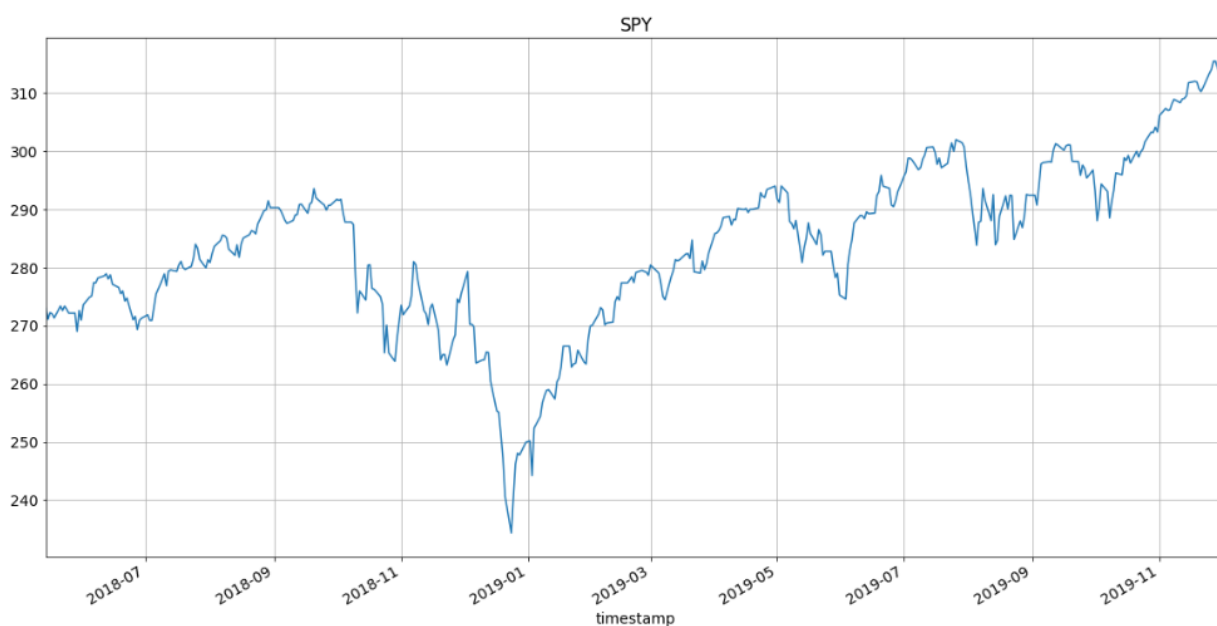


Рисунок 3.15 – Графік значень P&L SPY за період [14.05.2018, 03.12.2019]

По-перше, ми бачимо, що під час спаду ринку в кінці 2018го року, прибуток стратегії стабільно збільшувався, що є дуже позитивною характеристикою з боку інвесторів. Також, можна одразу звернути увагу, на форму кривої прибутку, що є близькою до прямої, а значить має достатньо низьку волатильність і стабільний прибуток упродовж періоду, що розглядається.

По-друге, показник Sharpe у стратегії є вдвічі більшим за ринок, що значить, що на 1% ризику, стратегія отримує в два рази більше прибутку. В налаштуваннях стратегії ми можемо контролювати скільки ризику ми хочемо брати на себе, збільшуючи при цьому прибутковість (і відповідно збитковість) за допомогою моделювання левериджу.

Леверидж – це коефіцієнт, що показує скільки капіталу для відкриття позиції було вкладено, а скільки було взято в кредит у брокера. Якщо ми торгуємо лише на капітал, що маємо, леверидж дорівнює одиниці, але якщо на гроші які ми маємо ми купуємо активу в два рази більше, то леверидж дорівнює двійці. Оскільки валюти є досить низьковолатильним активом, в цій області дуже популярною є торгівля з левериджем тому що при строгому контролі збитків та ризику загалом ми можемо збільшувати розмір позиції не збільшуючи при цьому капіталу. Зазвичай, послуга левериджування надається брокером за певну комісію.

По-третє, під час створення стратегії акцент був зроблений на портфель валют як окремих, не пов'язаних одне з одним активів. Ваги, що надавались кожній з валют були рівними та не враховували домінування тієї чи іншої валюти, ефекту групової кореляції, наприклад, у валют, що залежать від ціни на нафту. Використання всіх цих можливостей для покращення зробить стратегію ще більш гнучкою та пристосованою до потреб окремого інвестора.

По-четверте, важливим показником є кореляція між ринком, уособленим БІФом SPY, та стратегією. В нашому випадку це значення на обраному періоді дорівнює 0.189, що є слабкою позитивною кореляцією. Це дозволяє диверсифікувати портфель акцій, або БІФу SPY нашою валютною стратегією, що є дуже важливим та привабливим для інвесторів фактором.

Таким чином, інвестиційна стратегія, що базується на отриманих нами припущеннях є достатньо привабливою для будь-якого типу інвесторів, оскільки вона слабо корелює з ринком акцій США, є доволі прибутковою сама по собі та дає краще розуміння ринкових режимів.

3.5 Висновки за розділом

У цьому розділі розглядався створений програмний продукт, ретельно описувалися вихідні дані та їх джерела. Також, в цьому розділі був проведений евристичний підбір оптимальних вікон технічних індикаторів, що беруть участь у навчанні кінцевої моделі. Результатом цієї частини стала відтестована на історичних даних торгова валютна стратегія вибору активів для спекуляції. В останньому підрозділі був проведений аналіз отриманих результатів, описані позитивні сторони стратегії та можливі покращення.

РОЗДІЛ 4 РЕАЛІЗАЦІЯ СТАРТАП-ПРОЕКТУ

4.1 Опис ідеї та технологічний аудит стартап-проекту

Стартап проект, що базується на даній роботі має назву «Торгова стратегія на валютах країн G10». Тема дипломної роботи відображає теоретичне обґрунтування та методологію для створення даного стартап-проекту.

Даний розділ описує економічну обґрунтованість імплементації цього проекту. В табл. 4.1 приведено опис ідеї стартап-проекту

Таблиця 4.1 – Опис ідеї стартап-проекту

Зміст ідеї	Напрямки застосування	Вигоди для користувача
Ідея полягає у створенні алгоритму, що намагається передбачити майбутній рух валют країн G10.	1. Торгівля з метою прибутку на отриманій інформації.	Користувач може тактично розміщувати свої активи для збагачення.
	2. Хеджування ризиків.	Користувач може використовувати результати роботи алгоритму для контролю ризиків свого інвестиційного портфеля.

Аналіз потенційних техніко-економічних переваг ідеї порівняно із пропозиціями конкурентів передбачає:

а) визначення переліку техніко-економічних властивостей та характеристик ідеї;

б) визначення попереднього кола конкурентів (проектів-конкурентів) або товарів-замінників чи товарів-аналогів, що вже існують на ринку, та проводиться збір інформації щодо значень техніко-економічних показників для ідеї власного проекту та проектів-конкурентів відповідно до визначеного вище переліку;

в) проводиться порівняльний аналіз показників: для власної ідеї визначаються показники, що мають а) гірші значення (W, слабкі); б) аналогічні (N, нейтральні) значення; в) кращі значення (S, сильні).

Таблиця 4.2 – Визначення сильних, слабких та нейтральних характеристик ідеї проекту

№ п/ п	Техніко- економічні характери- стики ідеї	(потенційні) товари/концепції конкурентів				W (слаб ка сторо на)	N (нейтра льна сторона)	S (силь на сторо на)
		Мій проект	Конкур ент 1	Конкур ент 2	Конкр ент 3			
1.	Собівартіс ть	Низь ка	Висока	Низька	Низьк а			+
2.	Необхідна потужніст ь	Низь ка	Висока	Висока	Низьк а			+
3.	Доступніс ть даних	Висо ка	Низька	Висока	Серед ня			+
4.	Поріг входу	Низь кий	Високи й	Високи й	Серед ній			+

Визначений перелік слабких, сильних та нейтральних характеристик та властивостей ідеї потенційного товару є підґрунтям для формування його конкурентоспроможності.

В межах даного підрозділу необхідно провести аудит технології, за допомогою якої можна реалізувати ідею проекту (технології створення товару). Визначення технологічної здійсненності ідеї проекту передбачає аналіз таких складових:

- за якою технологією буде виготовлено товар згідно ідеї проекту?
- чи існують такі технології, чи їх потрібно розробити/добробити?
- чи доступні такі технології авторам проекту?

Таблиця 4.3 – Технологічна здійсненність ідеї проекту

№ п/п	Ідея проекту	Технології її реалізації	Наявність технологій	Доступність технологій
1.	Торгова стратегія	Python	Наявна	Безкоштовна, не потребує великих потужностей, легка у застосуванні
2.		C++	Наявна	Безкоштовна, потребує середніх потужностей, складна у застосуванні
3.		R	Наявна	Платна, потребує середніх потужностей, складна у використанні

Обрана технологія реалізації ідеї проекту: для створення алгоритму торгової стратегії була обрана мова програмування Python, яка є безкоштовною, не потребує великих потужностей та є легкою у використанні.

4.2 Аналіз ринкових можливостей

Визначення ринкових можливостей, які можна використати під час ринкового впровадження проекту, та ринкових загроз, які можуть перешкодити реалізації проекту, дозволяє спланувати напрями розвитку проекту із урахуванням стану ринкового середовища, потреб потенційних клієнтів та пропозицій проектів-конкурентів.

Спочатку проводимо аналіз попиту: наявність попиту, обсяг, динаміка розвитку ринку (табл. 4.4).

Таблиця 4.4 – Попередня характеристика потенційного ринку стартап-проекту

№ п/п	Показники стану ринку (найменування)	Характеристика
1.	Кількість головних гравців, од	5
2.	Загальний обсяг продаж, грн/ум.од	2500000 грн./ум.од.
3.	Динаміка ринку (якісна оцінка)	зростає
4.	Наявність обмежень для входу (вказати характер обмежень)	мінімальний капітал 50000 ум. Од.
5.	Специфічні вимоги до стандартизації та сертифікації	КУС регулювання
6.	Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку), %	12.5%

Середня норма рентабельності в галузі (або по ринку) порівнюємо із банківським відсотком на вкладення. На даний час депозит у доларах дає 3% річних при майже нульових ризиках для сум менше 200000 грн. Середня норма рентабельності є 12.5% річних при пропорціональному ризику (близько 12.5%).

Ринок є привабливим для інвесторів, адже за рахунок збільшення ризиків вони можуть обрати ідеальний для них продукт для вкладання грошей.

Надалі визначимо потенційні групи клієнтів, їх характеристики, та сформуємо орієнтовний перелік вимог до товару для кожної групи (табл. 4.5).

Таблиця 4.5 – Характеристика потенційних клієнтів стартап-проекту

№ п/п	Потреба, що формує ринок	Цільова аудиторія (цільові сегменти ринку)	Відмінності у поведінці різних потенційних цільових груп клієнтів	Вимоги споживачів до товару
1.	Попит на алгоритмічні торгові стратегії, прибуток яких вищий за альтернативні інвестиційні продукти	Потенційними цільовими групами є інвестори, фонди, банки	Цільова група займається управлінням грошима, хеджуванням ризиків та диверсифікацією інвестиційних портфелів	Результат алгоритму повинен відповідати теоретичному рівню прибутку та ризику

Після визначення потенційних груп клієнтів проводимо аналіз ринкового середовища: складаємо таблиці факторів, що сприяють ринковому впровадженню проекту (табл. 4.6) та факторів, що йому перешкоджають (табл. 4.7). Фактори в таблиці подані в порядку зменшення значущості.

Таблиця 4.6 – Фактори загроз

№ п/п	Фактор	Зміст загрози	Можлива реакція компанії
1.	Глобальна криза	Глобальний дисбаланс на валютних ринках	Вихід з ринку, використання безризикових активів
2.	Зміна регуляцій	Подія, що призведе до зміни "правил гри" на валютних ринках	Вихід з ринку, використання безризикових активів

Таблиця 4.7 – Фактори можливостей

№ п/п	Фактор	Зміст можливості	Можлива реакція компанії
1.	Збільшення кореляцій у невалютних активів	Інвестори будуть диверсифікувати невалютні портфелі валютними стратегіями	Збільшення капіталу під управлінням, збільшення комісій
2.	Збільшення волатильності на валютних ринках	Поява фактора призведе до більшої кількості можливостей для торгівлі	Розвиток альтернативних стратегій, зміна налаштувань головної стратегії

Надалі проводимо аналіз пропозиції: визначаємо загальні риси конкуренції на ринку (табл. 4.8).

Таблиця 4.8 – Ступеневий аналіз конкуренції на ринку

Особливості конкурентного середовища	В чому проявляється дана характеристика	Вплив на діяльність підприємства (можливі дії компанії, щоб бути конкурентоспроможною)
Тип конкуренції - чиста	Валютні ринки є відкритими для всіх	Врахувати комісії, нижню межу інвестицій, теоретичні прибутки та ризики конкурентів при підрахунку власних цін на інвестиційні продукти
Рівень конкурентної боротьби - глобальний	Валютні ринки доступні з будь-якої точки світу	Врахувати вартість ведення бізнесу конкурентами при виборі штаб-квартири
Конкуренція за галузевою ознакою - внутрішньогалузева	Конкурентна боротьба відбувається лише між трейдерами фінансової галузі	Вдосконалити навички, вивчити слабкі місця конкурентів
Конкуренція за видами товарів - товарно-родова	Кінцева мета може досягатись різними інвестиційними продуктами	Показати унікальність саме валютних ринків, підкреслити їх переваги
Конкуренція за характером конкурентних переваг - нецінова	Вдосконалення стратегії призводить до збільшення собівартості	Створити відділ досліджень задля постійного покращення стратегій
Конкуренція за інтенсивністю - немарочна	Існують гучні імена, але гроші постійно інвестуються в початківців	Розвивати репутацію компанії для збільшення кола потенційних інвесторів

Після аналізу конкуренції проводимо більш детальний аналіз умов конкуренції в галузі. М. Портер вирізняє п'ять основних факторів, що впливають на привабливість вибору ринку з огляду на характер конкуренції. Характеристики факторів моделі відрізняються для різних галузей та змінюються із часом. Сила кожного фактору є функцією від структури галузі та її техніко-економічних характеристик.

На основі аналізу складових моделі 5 сил М. Портера розробляємо перелік факторів конкурентоспроможності для певного ринку приведений у таблиці 4.9.

Таблиця 4.9 – Аналіз конкуренції в галузі за М. Портером

	Прямі конкуренти в галузі	Потенційні конкуренти	Постачальники	Клієнти	Товари-замінники
Складові аналізу	Dragon Capital, Приват Банк, Райфайзен Банк Аваль	Закордонні фонди з прибутковими інвестиційними продуктами	Брокери можуть збільшити комісії	Клієнти можуть в будь-який час забрати вкладений капітал	Можливий тиск з боку криптовалют, як аналога звичайним валютам
Висновки	Конкуренція не є інтенсивною, так як інвестиційні продукти конкурентів є обмеженими та недоступними для більшості	При налагодженні економічного клімату в країні їх вхід можливий не раніше ніж через 5 років	Суворі конкуренція серед брокерів означає постійне зниження цін на послуги	При управлінні власним капіталом клієнти не диктують умови роботи на ринку	Обмежень немає, ризик теоретичний

На основі аналізу конкуренції, проведеного в таблиці 4.9, а також із урахуванням характеристик ідеї проекту (табл. 4.2), вимог споживачів до товару (табл. 4.5) та факторів маркетингового середовища (табл. 4.6-4.7) визначаємо та обґрунтовуємо перелік факторів конкурентоспроможності. Аналіз подано у табл. 4.10

Таблиця 4.10 – Обґрунтування факторів конкурентоспроможності

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Обґрунтування (наведення чинників, що роблять фактор для порівняння конкурентних проектів значущим)
1.	Низький необхідний стартовий капітал	Дозволяє збільшувати капітал під управлінням за рахунок невеликих інвестицій
2.	Велика кількість інвестиційних продуктів	Дозволяє заохотити різноманітні класи інвесторів

За визначеними факторами конкурентоспроможності (табл. 4.10) проводимо аналіз сильних та слабких сторін стартап-проекту (табл. 4.11).

Таблиця 4.11 – Порівняльний аналіз сильних та слабких сторін проекту

№ п/п	Фактор конкурентоспроможності	Бали 1-20	Рейтинг товарів- конкурентів у порівнянні з вашим підприємством						
			-3	-2	-1	0	1	2	3
1	Низький необхідний стартовий капітал	15		+					
2	Велика кількість інвестиційних продуктів	15	+						

Фінальним етапом ринкового аналізу можливостей впровадження проекту є складання SWOT-аналізу (матриці аналізу сильних (Strength) та слабких (Weak) сторін, загроз (Troubles) та можливостей (Opportunities) (табл.

4.12) на основі виділених ринкових загроз та можливостей, та сильних і слабких сторін (табл. 4.11).

Перелік ринкових загроз та ринкових можливостей складаємо на основі аналізу факторів загроз та факторів можливостей маркетингового середовища. Ринкові загрози та ринкові можливості є наслідками (прогнозованими результатами) впливу факторів, і, на відміну від них, ще не є реалізованими на ринку та мають певну ймовірність здійснення.

Таблиця 4.12 – SWOT-аналіз стартап-проекту

Сильні сторони: велика кількість інвестиційних продуктів	Слабкі сторони: затрати на підтримку великої бази клієнтів
Можливості: заохочення клієнтів конкурентів до використання продуктів компанії	Загрози: несприятливі ринкові умови

На основі SWOT-аналізу розробляємо альтернативи ринкової поведінки (перелік заходів) для виведення стартап-проекту на ринок та орієнтовний оптимальний час їх ринкової реалізації з огляду на потенційні проекти конкурентів, що можуть бути виведені на ринок (табл. 4.9).

Визначені альтернативи аналізуємо з точки зору строків та ймовірності отримання ресурсів (табл. 4.13).

Таблиця 4.13 – Альтернативи ринкового впровадження стартап-проекту

№ п/п	Альтернатива (орієнтовний комплекс заходів) ринкової поведінки	Ймовірність отримання ресурсів	Строки реалізації
1	Створення торгової системи без зовнішніх інвестицій	75%	6 місяці
2	Створення торгової системи з зовнішніми інвестиціями	25%	3 місяць

З означених альтернатив обирається та, для якої отримання ресурсів є більш простим та ймовірним, а строки реалізації – більш стислими. Тому обираємо альтернативу 1.

4.3 Розробка ринкової стратегії продукту

Розроблення ринкової стратегії першим кроком передбачає визначення стратегії охоплення ринку: опис цільових груп потенційних споживачів (табл. 4.14).

Таблиця 4.14 – Вибір цільових груп потенційних споживачів

№ п/ п	Опис профілю цільової групи потенційни х клієнтів	Готовність споживачів сприйняти продукт	Орієнтовни й попит в межах цільової групи (сегменту)	Інтенсивніст ь конкуренції в сегменті	Простота входу у сегмент
1	Окремі інвестори	Низька кореляція з ринком, унікальність у рішення та відносно високий прибуток задовольня є всі потреби сегменту	При задовільном у прибутку та рівню ризиків очікується високий попит	Існує велика кількість конкурентів, з рішеннями схожими, але дорожчими	Для спрощення входу потрібне відкриття інвестиційног о фонду
2	Інвестиційн і фонди				При забезпеченні рішення повної документації стратегію легко продати

За результатами аналізу потенційних груп споживачів (сегментів) обираємо цільові групи, для яких пропонуватимемо свій товар, визначивши стратегію охоплення ринку.

З міркувань розвитку та покращення стратегії логічним є обрання першої цільової групи, тобто концентрація лише на окремих інвесторах, що значит обрання стратегії спеціалізації.

Стратегія спеціалізації передбачає концентрацію на потребах одного цільового сегменту, без прагнення охопити увесь ринок. Мета тут полягає в задоволенні потреб вибраного цільового сегменту краще, ніж конкуренти. Така стратегія може спиратися як на диференціацію, так і на лідерство по витратах, або і на те, і на інше, але тільки у рамках цільового сегменту. Проте низька ринкова доля у разі невдалої реалізації стратегії може істотно підірвати конкурентоспроможність компанії.

Для роботи в обраних сегментах ринку необхідно сформулювати базову стратегію розвитку (табл. 4.15).

Таблиця 4.15 – Визначення базової стратегії розвитку

№ п/п	Обрана альтернатива розвитку проекту	Стратегія охоплення ринку	Ключові конкурентоспроможні позиції відповідно до обраної альтернативи	Базова стратегія розвитку
1	Створення торгової системи без зовнішніх інвестицій	Ринкове позиціонування	Низький необхідний стартовий капітал, велика кількість інвестиційних продуктів	Спеціалізації

Наступним кроком є вибір стратегії конкурентної поведінки (табл. 4.16).

Таблиця 4.16 – Визначення базової стратегії конкурентної поведінки

№ п/п	Чи є проект «першопрохідцем» на ринку?	Чи буде компанія шукати нових споживачів, або забирати існуючих у конкурентів?	Чи буде компанія копіювати основні характеристики товару конкурента, і які?	Стратегія конкурентної поведінки
1	Схожі рішення існують на ринку	Компанія як шукатиме нових споживачів, так і забиратиме існуючих	Компанія буде поїдлаштовуватись під комісійні збори компаній-конкурентів	Стратегія заняття конкурентної ніші

При прийнятті стратегії зайняття конкурентної ніші (інші назви – стратегія фахівця або нішера) компанія в якості цільового ринку вибирає один або декілька ринкових сегментів. Головна особливість – малий розмір сегментів/сегменту. Ця конкурентна стратегія являється похідною від такої базової стратегії компанії, як концентрація.

Ніша, для того, щоб вона була привабливою для компанії, повинна задовольняти таким умовам:

- бути досить прибутковою, щоб робити доцільним процес виробництва і обслуговування;
- залишатися стабільною упродовж тривалого проміжку часу;
- має бути добре захищеною, мати високі вхідні бар'єри;
- бути непривабливою для конкурентів;
- відповідати цілям і ресурсам компанії, її специфічним можливостям.

Головне завдання для компаній, що вибирають стратегію нішера або фахівця, – це постійна турбота про підтримку і розвиток своєї конкурентної

переваги, формування лояльності і прихильності споживачів, підтримка вхідних бар'єрів.

На основі вимог споживачів з обраних сегментів до постачальника (стартап-компанії) та до продукту (див. табл. 4.5), а також в залежності від обраної базової стратегії розвитку (табл. 4.15) та стратегії конкурентної поведінки (табл. 4.16) розробляємо стратегію позиціонування (табл. 4.17), що полягає у формуванні ринкової позиції (комплексу асоціацій), за яким споживачі мають ідентифікувати торгівельну марку/проект.

Таблиця 4.17 – Визначення стратегії позиціонування

№ п/п	Вимоги до товару цільової аудиторії	Базова стратегія розвитку	Ключові конкурентоспроможні позиції власного стартап-проекту	Вибір асоціацій, які мають сформувати комплексну позицію власного проекту (три ключових)
1	Високий прибуток, низький рівень ризику	Спеціалізації	Актив, що має низьку кореляцію з ринком, велика ліквідність	Прибуток, диверсифікація, валюти

Результатом виконання підрозділу має стати узгоджена система рішень щодо ринкової поведінки стартап-компанії, яка визначатиме на-прями роботи стартап-компанії на ринку.

4.4 Розроблення маркетингової програми стартап-проекту

Першим кроком є формування маркетингової концепції товару, який отримає споживач. Для цього підсумуємо у табл. 4.18 результати попереднього аналізу конкурентоспроможності товару.

Таблиця 4.18 – Визначення ключових переваг концепції потенційного товару

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
1	Високий прибуток	Стратегія дає можливість налаштовувати левериджу	Стратегія дає більший прибуток ніж облігації та депозити.
2	Низький рівень ризику	Рівень ризику контролюється конфігураціями	Активи є дуже ліквідними, інвестор в будь-який момент може вийти з ринку.

Продовження таблиці 4.18

№ п/п	Потреба	Вигода, яку пропонує товар	Ключові переваги перед конкурентами (існуючі або такі, що потрібно створити)
3	Низький стартовий капітал	Вхідний рівень капіталу є достатньо низьким	Достатньо відкрити брокерський акаунт, або вкласти гроші в відповідний фонд
4	Слабка кореляція стратегії до ринку	Диверсифікаційний потенціал	Валюти є ефективним засобом для диверсифікації портфелі акцій

Надалі розробляємо трирівневу маркетингову модель товару: уточнюємо ідею продукту та/або послуги, його фізичні складові, особливості процесу його надання (табл. 4.19).

Перший рівень. При формуванні задуму товару вирішуємо питання щодо того, засобом вирішення якої потреби або проблеми буде даний товар, яка його основна вигода. Дане питання безпосередньо пов'язане з формуванням технічного завдання в процесі розробки конструкторської документації на виріб.

Другий рівень. Цей рівень являє рішення того, як буде реалізований товар в реальному/ включає в себе якість, властивості, дизайн, упаковку, ціну.

Третій рівень. Товар з підкріпленням (супроводом) - додаткові послуги та переваги для споживача, що створюються на основі товару за задумом і товару в реальному виконанні (гарантії якості, доставка, умови оплати та ін).

Таблиця 4.19 – Опис трьох рівнів моделі товару

Рівні товару	Сутність та складові		
I. Товар за задумом	Стратегія задовольняє потребу споживача в прибутку, з невисоким рівнем ризику та низькою кореляцією до ринку		
II. Товар у реальному виконанні	Властивості/характеристики	М/Нм	Вр/Тх/Тл/Е/Ор
	Низький стартовий капітал Низька кореляція з ринком Контроль за відношенням прибутку/ризик	-	-
	Якість: проведено тестування на історичних даних		
	Маркування відсутнє		
	Інвестиційний фонд "RegimeDetec Inc."		
III. Товар із підкріпленням	Тестування стратегій		
	Супровід інвестиційної діяльності		

Після формування маркетингової моделі товару слід особливо відмітити – чим саме проект буде захищено від копіювання. Захист може бути організовано за рахунок захисту ідеї товару (захист інтелектуальної власності), або ноу-хау, чи комплексне поєднання властивостей і характеристик, закладене на другому та третьому рівнях товару.

Наступним кроком є визначення цінових меж, якими необхідно керуватись при встановленні ціни на потенційний товар (остаточне визначення ціни відбувається під час фінансово-економічного аналізу проекту), яке передбачає аналіз ціни на товари-аналоги або товари субститути, а також аналіз рівня доходів цільової групи споживачів (табл. 4.20). Аналіз проводимо експертним методом.

У фінансовій сфері ціни на інвестиції найчастіше визначаються виразом « $x\&y$ », де « x » позначає кількість відсотків від суми під управлінням, що виплачується фонду, а « y » позначає відсоток від фактичного прибутку за певний період (найчастіше календарний рік) , що також виплачується фонду. Найпопулярнішою тарифікацією є «2&20», тобто 2% від суми під управлінням та 20% від прибутку виплачуються фонду, як комісія.

Таблиця 4.20 – Визначення меж встановлення ціни

№ п/п	Рівень цін на товари- замінники	Рівень цін на товари- аналоги	Рівень доходів цільової групи споживачів	Верхня та нижня межі встановлення ціни на то- вар/послугу
1	2/20	2.5/25	2500000	[1/10; 3/30]

Наступним кроком є визначення оптимальної системи збуту, в межах якого приймається рішення (табл. 4.21):

- проводити збут власними силами або залучати сторонніх посередників (власна або залучена система збуту);
- вибір та обґрунтування оптимальної глибини каналу збуту;
- вибір та обґрунтування виду посередників.

Таблиця 4.21 – Формування системи збуту

№ п/п	Специфіка закупівельної поведінки цільових клієнтів	Функції збуту, які має виконувати постачальник товару	Глибина каналу збуту	Оптимальна система збуту
1	Клієнтикладають гроші в інвестиційну структуру та контролюють коли їх забирати	Підписка	Напрямую	Власна

Останньою складовою маркетингової програми є розроблення концепції маркетингових комунікацій, що спирається на попередньо обрану основу для позиціонування, визначену специфіку поведінки клієнтів (табл. 4.22).

Таблиця 4.22 – Концепція маркетингових комунікацій

№ п/п	Специфіка поведінки цільових клієнтів	Канали комунікацій, якими користуються цільові клієнти	Ключові позиції, обрані для позиціонування	Завдання рекламного повідомлення	Концепція рекламного звернення
1	Інвестування через "сарафанне радіо"	"Сарафанне радіо"	Низький стартовий капітал Низька кореляція з ринком Контроль за відношенням прибутку/ризик	Показати переваги стратегії	Брошура з дескриптивними статистиками

4.5 Висновки за розділом

В результаті виконання даного розділу магістерської дисертації було з'ясовано, що існує реальна можливість ринкової комерціалізації розробленої торгової стратегії. Також слід зазначити, що даний продукт буде рентабельним, оскільки нижня межа входження у конкурентів є дуже високою.

З огляду на потенційні групи клієнтів та бар'єри, які стоять на шляху, можна сказати, що у даного проекту є досить непогані перспективи впровадження. При цьому рівень конкуренції на даний момент є не дуже високим, а конкурентоспроможність проекту є достатньою.

Для ринкової реалізації проекту, на даний момент, краще обрати варіант розробки продукту, при якому буде використовуватися мова програмування Python.

ВИСНОВКИ

В роботі було розглянуто моделі кластеризації фінансових часових рядів, що мають на меті виділення в даних фундаментальних мікро- та макроекономічних режимів. Такі моделі зручно та просто використовувати як для аналізу даних так і для створення нових пасивних торгових стратегій. Серед таких моделей можна виокремити метод К-середніх, OPTICS та НММ. Всі вони по-різному підходять до задачі навчання без учителя, та не лише розділяють тренувальну вибірку на кластери, але й дозволяють прогнозувати майбутню зміну режимів.

В першому розділі було розглянуто та проаналізовано названі вище моделі та припущення, на яких вони будуються. В другому розділі було розібрано теоретичні відомості, що лежать в основі обраної НММ. Також, були описані самі очікувані макроекономічні режими та навчальні метрики за допомогою яких ми спробували їх описати. У третьому розділі розглядався створений програмний продукт, ретельно описувалися вихідні дані та їх джерела. Також, в цьому розділі був проведений евристичний підбір оптимальних вікон технічних індикаторів, що беруть участь у навчанні кінцевої моделі. Результатом цієї частини стала відтестована на історичних даних торгова валютна стратегія вибору активів для спекуляції. В четвертому розділі був розроблений стартап-проект виведення на ринок результатів дослідження.

Дана робота є фундаментом для подальшого дослідження можливостей моделі прихованих марковських ланцюгів, як для опрацювання більш різноманітних вихідних сигналів, так і для аналізу даних за менший часовий проміжок, наприклад, годинних даних. Створення торгових стратегій є не

тільки прибутковим, але й фундаментально важливим дослідженням, оскільки воно дозволяє краще зрозуміти певні неефективності ринків.

Під час виконання дипломної роботи було вдосконалено навички програмування мовою Python і моделювання часових рядів, разом із статистичними методами виведення, оцінки параметрів та прогнозування. Також, було опрацьовано численну літературу з теми роботи та отримано перспективні результати, які можна покращити при подальшому вивченні тематики дипломної роботи.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Bachelier L. Théorie de la spéculation. *Annales Scientifiques de l'École Normale Supérieure*. 1900. Vol. 3, No. 17. P. 21-86.
2. Fama E., French K. The Cross-Section of Expected Stock Returns. *The Journal of Finance*. 1992. Vol. 47, No. 2. P. 427-465.
3. MacQueen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. 1967. P. 281-297.
4. Ankerst M., Breunig M., Sander J. OPTICS: Ordering Points To Identify the Clustering Structure. *ACM SIGMOD international conference on Management of data*. Philadelphia, Pennsylvania, USA, May 31-June 3, 1999. Conference Track Proceedings. P. 49–60.
5. Murphy K. P. Machine Learning: A Probabilistic Perspective. 2012. P. 606-630.
6. James G., Witten D., Hastie T., Tibshirani R. An Introduction to Statistical Learning. 2013. P. 386-390.
7. Айвазян С.А. Прикладная статистика. Основы эконометрики. Том 2. 2001. С. 202-205.
8. Chiang W.-C., Urban T.L., Baldrige G.W.. A neural network approach to mutual fund net asset value forecasting. 1996. Vol. 24, No 2. P. 205-215.
9. Rabiner L. A tutorial on Hidden Markov Models and selected applications in speech recognition. *Proceedings of the IEEE*. 1989. Vol. 77, No. 2. P. 257-286.
10. Hastie, Trevor. The Elements of Statistical Learning. 2001. P. 236-243.
11. Wilder, W. New Concepts in Technical Trading Systems. 1978. P. 130.
12. Sheimo M. Cashing in on the Dow: using Dow theory to trade and determine trends in today's markets. 1998. P. 87.
13. Zakamulin V. Market Timing with Moving Averages: The Anatomy and Trading Rules. 2017. P. 101-112.

14. Chan E. Quantitative Trading: How to Build Your Own Algorithmic Trading Business. 2008. P. 31-68
15. Connors L., Alvarez C. Short Term Trading Strategies That Work. 2008. P. 53-75.
16. Sharpe, William F. The Sharpe Ratio. *The Journal of Portfolio Management*. 1994. Vol. 21, No. 1. P. 49–58.

ДОДАТОК А ЛІСТИНГ ПРОГРАМИ

```

from backtest.strategy.base import AbstractStrategy
import numpy as np
import pandas as pd
from collections import OrderedDict
from hmmlearn import hmm
import talib as ta
import bottleneck as bn
import uuid

class FxHMMStrategy(AbstractStrategy):
    def __init__(self, events_queue):
        super(FxHMMStrategy, self).__init__()
        self.events_queue = events_queue
        self.stored_events = []
        self.invested = False

        self.portfolio_weights = OrderedDict()
        self.prev_portfolio_to_trade = np.array([0.0] * 10)

        self.analyze_weights = None # G10 portfolios generated by each strategy
        self.returns = None
        self.portfolio_margin = {}
        self.trained = False
        self.analyze_weights_history = []

    def record_portfolio(self, trade_weights, tickers, current_timestamp):
        current_dict = {tickers[i]: trade_weights[i] for i in range(len(tickers))}
        self.portfolio_weights[current_timestamp] = current_dict

    def record_portfolio_margin(self, current_timestamp):
        self.portfolio_margin[current_timestamp] = \
            sum(
                [
                    abs(pos.quantity) * self.bar_data[ticker]['close'][-1]
                    for ticker, pos in self.portfolio.positions.items()
                    if ticker != self.numeraire + "_" + self.numeraire
                ]
            ) * self.margin_percent

    def train_hmm(self):
        tickers = sorted([ev['ticker'] for ev in self.stored_events])
        self.rsi_out_factors = {ticker: np.array([]) for ticker in tickers}
        self.adx_out_factors = {ticker: np.array([]) for ticker in tickers}
        self.dx_out_factors = {ticker: np.array([]) for ticker in tickers}
        self.sma_out_factors = {ticker: np.array([]) for ticker in tickers}
        current_slice = max(2 * self.hmm_adx_window - 1, self.hmm_rsi_window, self.hmm_dx_window)
        self.rsi_series = {
            ticker: ta.RSI(np.array(self.bar_data[ticker]['close'][:-2], self.hmm_rsi_window)[current_slice:])
            for ticker in tickers
        }

        self.adx_series = {
            ticker: ta.ADX(
                np.array(self.bar_data[ticker]['high'][:-2],
                np.array(self.bar_data[ticker]['low'][:-2],
                np.array(self.bar_data[ticker]['close'][:-2],
                self.hmm_adx_window
            )[current_slice:]
            for ticker in tickers
        }

        self.dx_series = {
            ticker: ta.PLUS_DI(
                np.array(self.bar_data[ticker]['high'][:-2],
                np.array(self.bar_data[ticker]['low'][:-2],
                np.array(self.bar_data[ticker]['close'][:-2],
                self.hmm_dx_window
            )[current_slice:] - \
            ta.MINUS_DI(

```



```

        np.array(self.bar_data[ticker]['high'])[:-2],
        np.array(self.bar_data[ticker]['low'])[:-2],
        np.array(self.bar_data[ticker]['close'])[:-2],
        self.hmm_dx_window
    )[current_slice:]
    for ticker in tickers
}

self.sma_series = {
    ticker: bn.move_mean(np.array(self.bar_data[ticker]['close'])[:-2], self.hmm_sma_window)[current_slice:]
    for ticker in tickers
}

self.rsi_factors = {
    ticker: np.where(self.rsi_series[ticker] <= self.hmm_rsi_thresh, -1,
        np.where(self.rsi_series[ticker] >= 100 - self.hmm_rsi_thresh, 1, 0))
    for ticker in tickers
}

self.adx_factors = {
    ticker: np.where(self.adx_series[ticker] >= self.hmm_adx_thresh, 1, 0)
    for ticker in tickers
}

self.dx_factors = {
    ticker: np.where(self.dx_series[ticker] >= 0, 1, -1)
    for ticker in tickers
}

self.sma_factors = {
    ticker: np.where(
        self.sma_series[ticker] <= np.array(self.bar_data[ticker]['close'])[-len(self.sma_series[ticker])],
        1,
        -1
    )
    for ticker in tickers
}

self.trained_models = {
    ticker: hmm.GaussianHMM(2).fit(
        np.array([
            self.rsi_factors[ticker],
            # self.adx_factors[ticker],
            self.dx_factors[ticker],
            self.sma_factors[ticker]
        ]).T
    )
    for ticker in tickers
}

self.to_invert = {}
for ticker in tickers:
    trained = self.trained_models[ticker].predict(
        np.array([
            self.rsi_factors[ticker],
            # self.adx_factors[ticker],
            self.dx_factors[ticker],
            self.sma_factors[ticker]
        ]).T
    )
    zero = self.dx_series[ticker][np.argwhere(trained == 0)].mean()
    one = self.dx_series[ticker][np.argwhere(trained == 1)].mean()
    self.to_invert[ticker] = one < zero # 1 - UPTREND; 0 - DOWNTREND

def get_weights(self):
    tickers = sorted([ev['ticker'] for ev in self.stored_events])
    coef = {}
    for ticker in tickers:
        rsi = ta.RSI(np.array(self.bar_data[ticker]['close'])[-self.hmm_rsi_window - 2:-1], self.hmm_rsi_window)[-1]
        adx = ta.ADX(
            np.array(self.bar_data[ticker]['high'])[-self.hmm_adx_window * 2 - 1:-1],
            np.array(self.bar_data[ticker]['low'])[-self.hmm_adx_window * 2 - 1:-1],
            np.array(self.bar_data[ticker]['close'])[-self.hmm_adx_window * 2 - 1:-1],
            self.hmm_adx_window
        )[-1]

```

```

dx = (ta.PLUS_DI(
    np.array(self.bar_data[ticker]['high'])[-self.hmm_dx_window * 2 - 1:-1],
    np.array(self.bar_data[ticker]['low'])[-self.hmm_dx_window * 2 - 1:-1],
    np.array(self.bar_data[ticker]['close'])[-self.hmm_dx_window * 2 - 1:-1],
    self.hmm_dx_window
) - \
ta.MINUS_DI(
    np.array(self.bar_data[ticker]['high'])[-self.hmm_dx_window * 2 - 1:-1],
    np.array(self.bar_data[ticker]['low'])[-self.hmm_dx_window * 2 - 1:-1],
    np.array(self.bar_data[ticker]['close'])[-self.hmm_dx_window * 2 - 1:-1],
    self.hmm_dx_window
))[-1]
sma = bn.move_mean(np.array(self.bar_data[ticker]['close'])[-self.hmm_sma_window * 2 - 1:-1], self.hmm_sma_window)[-1]
rsi_factor = -1 if rsi <= self.hmm_rsi_thresh else 1 if rsi >= 100 - self.hmm_rsi_thresh else 0
adx_factor = 1 if adx >= self.hmm_adx_thresh else 0
dx_factor = 1 if dx >= 0 else -1
sma_factor = 1 if sma <= self.bar_data[ticker]['close'][-2] else -1
self.rsi_out_factors[ticker] = np.append(self.rsi_out_factors[ticker], rsi_factor)
self.adx_out_factors[ticker] = np.append(self.adx_out_factors[ticker], adx_factor)
self.dx_out_factors[ticker] = np.append(self.dx_out_factors[ticker], dx_factor)
self.sma_out_factors[ticker] = np.append(self.sma_out_factors[ticker], sma_factor)
out_of_sample = np.array([
    self.rsi_out_factors[ticker],
    # self.adx_out_factors[ticker],
    self.dx_out_factors[ticker],
    self.sma_out_factors[ticker]
]).T

prediction = self.trained_models[ticker].predict_proba(out_of_sample)[-1]
if prediction[0] > 0.95 or prediction[0] < 0.05:
    coef[ticker] = 1.0 if float(self.trained_models[ticker].predict(out_of_sample)[-1]) == 1.0 else -1.0

    if self.to_invert[ticker]:
        coef[ticker] = -1.0 if coef[ticker] == 1.0 else 1.0
    else:
        coef[ticker] = 0.0

return {ticker: coef[ticker] for ticker in tickers}

def record_returns(self, current_timestamp):
    tickers = sorted([ev['ticker'] for ev in self.stored_events]) # IMPORTANT: for stable script performance and absence of ambiguousness, tickers
    data must be sorted (alphabetically)
    if self.returns is None: # returns containers initialization
        self.returns = {ticker: [] for ticker in tickers}
        self.returns['timestamp'] = []
    else:
        self.returns['timestamp'].append(current_timestamp)
        for ticker in tickers:
            self.returns[ticker].append(self.bar_data[ticker]['close'][-1] / self.bar_data[ticker]['close'][-2] - 1)

def calculate_signals(self, event):
    if type(event) == dict:
        self.record_bar_data(event)
        self.stored_events.append(event)
    if len(self.stored_events) == 10: # all G10 prices were obtained
        self.record_portfolio_margin(self.stored_events[0]['timestamp'])
        current_timestamp = pd.Timestamp.utcnow().timestamp()
        self.stored_events[0]['timestamp'] / 1000000000.0) # convert UTC to timestamp
        print(current_timestamp)
        self.record_returns(current_timestamp)
        self.record_cov(current_timestamp)
        if len(list(self.bar_data.values())[0]['date']) > \
            self.hmm_train_window + max(
                self.hmm_rsi_window,
                2 * self.hmm_adx_window - 1,
                self.hmm_dx_window,
                self.hmm_sma_window,
                self.hmm_rel_r_score_window
            ) + 1:
            self.analyze(current_timestamp)
        self.stored_events = [] # empty stored events containers for the next

def reweight_tickers(self, analyze_weights):
    tickers = sorted([ev['ticker'] for ev in self.stored_events])
    weights = np.array([analyze_weights[ticker] for ticker in tickers])

```

```

pos_size = weights[weights > 0].size
neg_size = weights[weights < 0].size
reweights = []
for weight in weights:
    if weight > 0:
        reweights.append(weight / pos_size)
    elif weight < 0:
        reweights.append(weight / neg_size)
    else:
        reweights.append(weight)
# if pos_size > 0:
#     weights[weights > 0] = weights[weights > 0] / pos_size
# if neg_size > 0:
#     weights[weights < 0] = weights[weights < 0] / neg_size
return -np.array(reweights)

def reweight_equally(self, analyze_weights):
    tickers = sorted([ev['ticker'] for ev in self.stored_events])
    weights = np.array([analyze_weights[ticker] for ticker in tickers])
    return -weights / (len(tickers) - 1)

def smooth_weights(self):
    tickers = sorted([ev['ticker'] for ev in self.stored_events])
    smoothed_weights = {}
    for ticker in tickers:
        smoothed_weights[ticker] = 1 if np.mean([el[ticker] for el in self.analyze_weights_history[-self.smoothing_window:]] > 0\
            else 0 if np.mean([el[ticker] for el in self.analyze_weights_history[-self.smoothing_window:]] == 0\
            else -1
    return smoothed_weights

def analyze(self, current_timestamp):
    tickers = sorted([ev['ticker'] for ev in self.stored_events])
    if not self.trained:
        print("Training ", current_timestamp)
        self.train_hmm()
        self.trained = True
        return

    self.analyze_weights = self.get_weights()

    if len(self.analyze_weights_history) < self.smoothing_window:
        self.analyze_weights_history.append(self.analyze_weights)
        return
    else:
        self.analyze_weights_history.append(self.analyze_weights)

    portfolio_to_trade = self.reweight_equally(self.analyze_weights)
    for i in range(len(portfolio_to_trade)):
        if self.adx_out_factors[tickers[i]][-2] < 1:
            portfolio_to_trade[i] = 0

    portfolio_to_trade = portfolio_to_trade
    signal_id = uuid.uuid1()
    for i in range(len(tickers)):
        self.set_weight(tickers[i], portfolio_to_trade[i], self.portfolio.init_cash, signal_id=signal_id)
    self.logger.log(current_timestamp, 'REBALANCE')

    self.record_portfolio(portfolio_to_trade, tickers, current_timestamp)

    self.prev_portfolio_to_trade = portfolio_to_trade
    self.tickers = tickers # set tickers info for statistics generations

```